

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

LA CONFIGURATION DES USAGES SUR NETFLIX : LE SYSTÈME DE
RECOMMANDATION *CINEMATCH* ET LA REPRÉSENTATION DE L'USAGER

MÉMOIRE
PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN COMMUNICATION

PAR
GABRIELLE SILVA MOTA DRUMOND

NOVEMBRE 2016

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.07-2011). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à commencer mon mémoire en remerciant les personnes sans lesquelles je n'aurais pas pu réussir mon projet d'études au Québec. Ces personnes ont été à mon côté durant ces deux ans de la maîtrise. Tout d'abord, j'aimerais remercier mon aimé conjoint qui a accepté d'embarquer avec moi dans ce projet de vie hors du Brésil. Nous avons vécu toutes sortes d'indécisions, de peurs et de difficultés qu'un grand changement de vie peut susciter. À tous ces moments, il a toujours été avec moi en étant patient, résilient et confiant. Je remercie aussi toute ma famille. Elle m'a appris la confiance en Dieu, en moi et en mes valeurs. Tout cela m'a rendue forte et persévérante devant les épreuves.

J'aimerais également remercier Florence Millerand, ma directrice de recherche, qui m'a toujours accompagnée depuis mes premières recherches sur les programmes d'études au Québec. Alors que nous étions encore dans des hémisphères opposés et sans même avoir fait connaissance personnellement, elle m'a appuyée dans ce projet. Ce geste m'a beaucoup encouragée dans la poursuite de la réalisation de mon rêve : étudier à l'UQAM. Florence m'a orientée et m'a inspirée, en travaillant fort pour atteindre la rigueur scientifique et viser l'excellence dans la qualité de cette recherche. Merci à mon directeur de recherche Alexandre Coutant, qui s'est joint à ce projet en novembre 2015. Ses orientations ont été très enrichissantes et décisives dans cette recherche. En une syntonie incroyable avec mes idées sur mon objet de recherche, il a beaucoup contribué à la définition des contours de ce travail. Je remercie aussi les professeurs membres du comité évaluateur, Mélanie Millete et Pierre-Léonard Harvey, qui m'ont donné de précieux conseils pour l'amélioration de ce travail.

Merci au Bureau d'accueil et d'intégration des étudiants étrangers de l'UQAM, qui m'ont très bien accueillie dès mes premiers pas dans l'université. Mon premier contact personnel avec la communauté universitaire s'est fait par l'accueil personnalisé des

étudiants étrangers, à l'automne 2014. La qualité de cet accueil m'a assurée de l'importance du travail de ce département au sein de l'UQAM. J'ai été très bien aidée par ce Bureau durant toute la durée de mon programme, et cela, à travers les suivis pour le perfectionnement de mes connaissances de la langue française ainsi que pour l'accompagnement de mon parcours scolaire. J'aimerais particulièrement remercier la formatrice Chantal Gamache, qui n'a jamais douté de mes capacités et qui m'a encouragée à tous moments. Toujours patiente, elle m'a aidée à surmonter mes difficultés et m'a incitée à persévérer. Aujourd'hui, j'ai plus qu'une conseillère, j'ai une amie. Notre groupe de Causeries interculturelles m'a permis de briser mon isolement et de m'intégrer à la communauté uqaminienne. J'ai à cœur cette équipe d'étudiants et d'étudiantes. Ces personnes font désormais partie de ma vie.

Merci au professeur Mounir Boukadoum du département d'informatique de la Faculté des sciences de l'UQAM pour son aide dans l'orientation de mes analyses et dans ma compréhension des calculs algorithmiques de *machine learning*. Merci à la doctorante en intelligence artificielle à l'UQAM Ange Tato d'avoir collaboré à l'analyse de mon terrain de recherche et d'avoir révisé mon étude de la « boîte noire » de Netflix.

J'aimerais remercier tous les professeurs que j'ai rencontrés durant mon parcours à la maîtrise. Leurs connaissances m'ont fait beaucoup grandir dans ma capacité de réflexion et d'analyse, et dans mes compétences. Je remercie la Faculté de communication sociale et publique, particulièrement Madame Danielle Gariepy, qui a toujours été prête à m'assister dans mes besoins.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES.....	viii
LISTE DES TABLEAUX.....	viii
CHAPITRE I PROBLÉMATIQUE	10
1.1 Introduction	10
1.2 L'entreprise Netflix : de la création à nos jours	12
1.3 Un nouveau mode de visionnement : le <i>binge watching</i> ou l'écoute en rafale .	14
1.4 Les systèmes de recommandation : au cœur de la configuration des usages	17
1.4.1 Un bref historique	17
1.4.2 Les politiques de fonctionnement	18
1.4.3 Les algorithmes : la base des systèmes de recommandation	19
1.5 Questions de recherche.....	22
1.6 Pertinence communicationnelle.....	23
CHAPITRE II CADRE CONCEPTUEL	25
2.1 Introduction	25
2.2 Conception : la construction de l'objet technique	26
2.2.1 L'objet technique : de la conception au cadre de l'action	26
2.2.2 L'utilisateur configuré et la configuration des usages.....	28
2.2.3 L'anticipation des usages et la coordination des actions	30
2.2.4 Les représentations des acteurs et la médiation des <i>affordances</i>	33
2.3 Les algorithmes : les opérateurs des systèmes de recommandation de produits et de services	35
2.4 Les <i>Software Studies</i> et les algorithmes	36

2.5 L'approche de l'appropriation	38
2.5.1 Les usages effectifs, les usages prescrits et l'utilisateur actif	38
2.5.2 La signification de l'usage et l'imaginaire technique	39
2.6 Synthèse	40
CHAPITRE III MÉTHODOLOGIE	42
3.1 Introduction	42
3.2 Étape 1 : l'étude des algorithmes ou de la « boîte noire »	43
3.2.1 La récolte et le codage des données	44
3.3 Étape 2 : l'étude de l'interface du service	45
3.3.1 La récolte et le codage des données	46
3.4 Étape 3 : L'étude du site web de Netflix	49
3.4.1 La récolte et le codage des données	49
3.5 Le traitement et l'interprétation des résultats	50
3.6 Les dimensions éthiques	50
CHAPITRE IV RAPPORT DES RÉSULTATS	52
4.1 Introduction	52
4.2 Étape 1 : étude de la boîte noire	52
4.2.1 Composition des corpus et découpage	52
4.2.2 Netflix Prize : la solution BellKor et la prédiction des notes (2009)	54
4.2.3 La quête de la jouissance de l'utilisateur et les nouveaux <i>features</i> (2012)	58
4.2.4 Les travaux temps réel et l'amélioration du flux de données (2013)	64
4.2.5 Les tentatives d'amélioration de la qualité de l'expérience Netflix (2014)	65
4.2.6 La prédiction de la qualité des contenus, la composition des pages d'accueil et la construction de la rangée <i>Trending Now</i> (2015)	66

4.3 Étape 2 : étude de l'interface	74
4.3.1 Introduction.....	74
4.3.2 Représentation de l'utilisateur : la caractérisation des profils sur l'interface Netflix.....	76
4.3.3 Usages prescrits : ce que permet et recommande l'interface de Netflix.....	79
4.4 Étape 3 : étude du site web	90
4.4.1 Introduction.....	90
4.4.2 La représentation de l'utilisateur selon le site web de Netflix	91
4.4.3 Les usages prescrits : ce que le site web Netflix enseigne aux usagers.....	94
4.5 Synthèse.....	97
CHAPITRE V DISCUSSION.....	102
5.1 Introduction	102
5.1.1 Le <i>data</i> comme matière première de la prise de décision.....	103
5.1.2 La justification de la mesure des goûts et de la création de la signification	108
5.1.3. Économie de la jouissance et abondance de données	112
CHAPITRE VI CONCLUSION	116
ANNEXE A TABLEAU 3.1 GRILLE D'ANALYSE DES ALGORITHMES	121
ANNEXE B TABLEAU 3.2 GRILLE D'ANALYSE DE L'INTERFACE DU SERVICE NETFLIX	122
ANNEXE C TABLEAU 3.3 GRILLE D'ANALYSE SÉMIOCOMMUNICATIONNELLE DU SITE NETFLIX.....	123
ANNEXE D MODÈLE DE FICHE DE SYNTHÈSE	124
ANNEXE E 3.4 TABLEAU RÉSUMÉ DES ÉTAPES MÉTHODOLOGIQUES...	125

ANNEXE F TABLEAU TRANSFORMATIONS SYSTÈME DE RECOMMANDATION DE NETFLIX	127
ANNEXE G CAPTURE D'ÉCRAN « MANAGE PROFILES »	129
ANNEXE H CAPTURE D'ÉCRAN « HOME » INTERFACE.....	130
ANNEXE I CARACTÉRISTIQUES DE LA REPRÉSENTATION DE L'USAGER SUR L'INTERFACE NETFLIX.....	131
ANNEXE J NOYAUX DES USAGES PRESCRITS DE NETFLIX	133
ANNEXE K TABLEAU : REPRÉSENTATION DE L'USAGER NETFLIX SUR LE SITE WEB DU SERVICE	135
ANNEXE L VIDÉO 01	136
ANNEXE M VIDÉO 02	137
ANNEXE N TABLEAU LES USAGES PRESCRITS PAR LE SITE WEB DE NETFLIX	138
ANNEXE O CAPTURES D'ÉCRAN CA28, CA29 ET CA30.....	140
ANNEXE P CAPTURES D'ÉCRAN CA98 et CA99	142
BIBLIOGRAPHIE	143

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
4.1 Capture d'écran des rangées de l'interface de Netflix.....	84

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
3.1 Grille d'analyse des algorithmes	121
3.2 Grille d'analyse de l'interface de la plateforme Netflix	122
3.3 Grille d'analyse sémiocommunicationnelle du site Netflix	123
3.4 Résumé des étapes méthodologiques	125
4.1 Transformations du système de recommandation de Netflix	127
4.2 Caractéristiques de la représentation de l'utilisateur sur l'interface Netflix.....	131
4.3 Noyaux des usages prescrits de Netflix.....	133
4.4 Représentation de l'utilisateur Netflix sur le site web du service.....	135
4.5 Usages prescrits sur le site web de Netflix.....	138

RÉSUMÉ

Les transformations des pratiques de visionnement en ligne des contenus renvoient à la nécessité de comprendre le modèle de fonctionnement de plateformes de diffusion équipées d'algorithmes, comme le service de vidéo à la demande Netflix. Ce modèle engendre une logique de configuration des usages. Les orientations données par ce service à ses usagers suggèrent une trajectoire particulière d'usage et de consommation des contenus sur Netflix. Cette trajectoire est associée au phénomène du *binge watching* ou écoute en rafale et à un mode d'usage circonscrit à certains types de contenu. La logique prescriptive de Netflix est associée à l'exploitation et au traitement des données des usagers, effectués par son système de recommandation. Les théories de la conception et les *Software Studies* sont mobilisées dans la compréhension de cette logique prescriptive qui découle de la formation d'un réseau d'acteurs et de la mise au point des algorithmes. L'analyse sur la configuration des usages par Netflix emprunte une stratégie méthodologique en trois plans : les études des algorithmes, de l'interface du service et du site web de Netflix. Les caractéristiques des relations entre les acteurs ainsi que les transformations apportées au système de recommandation, de 2009 à 2015, sont identifiées et discutées. Des analyses sémiocommunicationnelles de l'interface du service et de son site web permettent d'étudier les manifestations symboliques de cette logique prescriptive. La configuration des usages par ce service découle de quatre aspects principaux : la personnalisation du service, la création des catégories d'usagers et de contenus (classement), l'adaptation aux différents environnements et les feedbacks ou réponses aux propositions du service. Ces aspects tentent d'aligner l'« usager configuré » par Netflix et l'« usager effectif ». Ce processus est réalisé par le calibrage des calculs du système de recommandation et par d'autres structures techniques. L'usager configuré de Netflix est plus ou moins conscient de ce processus. La configuration des usages est soigneusement argumentée auprès des usagers par des éléments de l'interface du service et par des orientations présentes sur le site web. Cette configuration se fonde sur une « culture de la donnée », sur la création de la signification par les catégories et sur une sorte d'économie de la jouissance.

MOTS-CLÉS : netflix, algorithmes, recommandation, usager configuré, usages prescrits.

CHAPITRE I

PROBLÉMATIQUE

Dans ce chapitre, nous exposons notre problématique de recherche en présentant d'abord des éléments du contexte ainsi qu'un survol de l'entreprise Netflix et du mode de fonctionnement de son service. Puis nous présentons notre questionnement de recherche centré sur la configuration des usagers, à partir d'une synthèse de la littérature sur le sujet. Nous terminons en formulant nos questions de recherche et en justifiant la pertinence communicationnelle de la recherche.

1.1 Introduction

En septembre 2009, l'équipe *BellKor's Pragmatic Chaos* gagnait la compétition internationale organisée par Netflix pour avoir réussi à améliorer de 10,06 % l'efficacité de *Cinematch*, son système de recommandation (Netflix, 2009a; The New York Times, 2009). L'équipe gagnante, composée de sept professionnels spécialisés en statistiques, *machine-learning* et technologies d'information (TI), provenant des États-Unis, d'Autriche, du Canada et d'Israël, s'est vue récompensée par un prix d'un million de dollars américains. Plusieurs centaines d'équipes représentant 186 pays avaient participé à cette compétition lancée en 2006, avant que le « Grand Prix »¹ ne

¹ Selon le règlement du concours, si aucune proposition d'amélioration n'atteignait l'objectif de 10 % dans l'année courante, un prix de « progression » d'une valeur de cinquante mille dollars était décerné au meilleur résultat (Netflix, 2009b).

soit finalement remporté en 2009, soit trois ans plus tard. À l'occasion d'une entrevue rapportée par le *The New York Times* (2009), Niel Hunt, chef de production chez Netflix, rappelait l'importance stratégique de *Cinematch* pour l'entreprise : « *Accurately predicting the movies Netflix members will love is a key component of our service* ». Plus récemment, Hunt rappelait le rôle clef de l'utilisation des algorithmes dans la quête de la compréhension des préférences des abonnés², en disant que « [...] *we use all of our personalization technology to look to understand the taste and interests of each of those different customers and then to match that up against everything we know about our content.* » (The Guardian, 2014). Finalement, Hunt précisait que le but de Netflix était de surmonter les limites des chaînes de télévision « linéaires »³ en offrant une chaîne de télévision en ligne, particulière à chacun de ses membres : « *At Netflix, we think to provide 48 [millions] different channels for 48 millions different subscribers.* » (The Guardian, 2014)

La compétition *Netflix Prize* illustre plusieurs enjeux liés à l'économie des produits médiatiques dans le contexte numérique. Un premier enjeu renvoie à l'importance des investissements consentis dans le développement de mécanismes de « filtrage collaboratif », afin de prévoir de la façon la plus efficiente possible les préférences des usagers. Un second enjeu, qui découle du précédent, concerne la capacité des plateformes à suggérer des usages personnalisés et adaptés au profil et aux goûts de chacun (avec certes, plus ou moins de succès), grâce à la mise au point d'algorithmes de plus en plus sophistiqués. Ces questions nous intéressent tout particulièrement dans

² Dans ce projet de mémoire, nous utilisons les termes « membre » et « abonné » de façon indifférenciée ; ceux-ci sont les mots utilisés par Netflix (voir les « Conditions d'utilisation de Netflix »). Ces termes font référence aux personnes qui ont un plan d'abonnement Netflix. En raison de notre approche théorique sur les « *configured users* » (Woolgar, 1991), nous utilisons également le terme « usager » dans le cadre de notre problématisation.

³ Ces termes ont été utilisés par Neil Hunt durant l'événement *Internet Week in New York*, où il a été interviewé par le journal *The Guardian* (2014). Le chef de production de Netflix faisait référence aux chaînes de télévision traditionnelles qui ont une grille fixe d'émissions (The Guardian, 2014).

le cadre de notre projet de mémoire, dans lequel nous proposons d'examiner la façon dont Netflix prescrit ou « configure » des usages et des catégorisations d'utilisateurs sur la base des renseignements personnels mis en ligne par les utilisateurs, et des traces laissées par leurs activités (visualisations, clics, évaluations, etc.). En effet, il nous apparaît pertinent de nous pencher sur la façon dont le fonctionnement du service de vidéo à la demande Netflix stimule un modèle particulier d'usage et de consommation des contenus qui y sont offerts, dans un contexte où les questions liées aux usages des plateformes numériques et à l'exploitation des données des utilisateurs sont au cœur des discussions (Jenner, 2014; Carah, 2015; Hallinam et Striplas, 2014).

1.2 L'entreprise Netflix : de la création à nos jours

Fondée en 1997 par Reed Hastings et Marc Randolph, Netflix offre un service de télévision en ligne par abonnement mensuel (Netflix, 2015b). En 2015, environ 62 millions de membres, dans 50 pays, visionnent des émissions de télévision, des documentaires et des films « à la demande » et de façon illimitée (*Ibid.*). Les activités de Netflix ont commencé aux États-Unis. Reed Hastings, ingénieur dans la *Silicon Valley*, a bâti son entreprise en alliant deux technologies émergentes de l'époque : le DVD et Internet (Aulleta, 2014). À l'origine, les clients pouvaient louer ou acheter des DVDs à partir du site web de l'entreprise et se les faire livrer par la poste dès le lendemain (Aulleta, 2014; Kovacs, 2015). En 1999, l'entreprise lançait un service d'abonnements permettant de louer des DVDs de façon illimitée pour une vingtaine de dollars américains par mois. Un an plus tard, en 2000, Netflix démarrait son premier système de recommandation de contenus basé sur les cotes attribuées par les membres aux films qu'ils avaient visionnés. Le système visait à prédire les préférences des membres en matière de consommation de DVD. Le service de *streaming*, qui permettait de regarder des contenus en continu et à mesure qu'ils étaient diffusés a été introduit

en 2005 (Netflix, 2015c). La compagnie est entrée dans le marché d'action du Nasdaq en 2002 lorsqu'elle comptait déjà 600 000 membres aux États-Unis (Netflix, 2015c). L'expansion de l'entreprise hors des États-Unis a commencé au Canada en 2010, pour s'étendre ensuite aux pays de l'Amérique latine et des Caraïbes à partir de 2011, puis à plusieurs pays d'Europe (*Ibid.*).

L'émergence de services, comme Netflix, a fait réagir les acteurs du paysage médiatique canadien (Claus, 2014). Québecor, Bell, Rogers Canada et Vidéotron ont lancé leur propre service de visionnement à la demande afin « [...] de mieux répondre à l'émergence de nouvelles pratiques de consommation culturelles. »⁴ Au Québec, la consommation de contenus audiovisuels sur les webtélés⁵ est en croissance continue. Elle a concerné 36 % des internautes québécois en 2014 (contre 33 % en 2013) (Cefrio, 2014). Selon le Cefrio (2014), « [...] la moitié des internautes de moins de 35 ans regardent la webtélé ». En effet, les adeptes de la webtélé représentent 48,7 % des internautes de 18 à 44 ans et 25,3 % des internautes de 45 ans et plus. Par ailleurs, les webtélés payantes, comme Netflix, gagnent en popularité par comparaison avec leurs équivalents gratuits. Les plateformes et les sites payants ont connu une croissance de 6,5 % en un an (de 13,7 % en 2013, à 20,2 % en 2014), alors que les plateformes gratuites ont connu une légère baisse (de 29 % en 2013, à 28 % en 2014).

En 2015, les membres de Netflix consomment chaque jour environ cent millions d'heures d'émissions de télévision et de films (Netflix, 2015c). Selon les informations publiées sur le site Netflix (*Ibid.*), parmi les contenus offerts, on trouve des séries originales (produites par Netflix), des documentaires, des séries télévisuelles et des

⁴ *Ibid.*

⁵ Ce terme est utilisé par Cefrio (2014) pour désigner « le visionnement ou le téléchargement de la télévision, de films ou encore de séries télévisées en ligne ». De cette façon, le service Netflix est compris dans cette catégorie des webtélés.

longs métrages. Les contenus sont accessibles sur la plupart des dispositifs numériques (ordinateurs, consoles de jeux et appareils mobiles). On peut utiliser plusieurs appareils simultanément et définir des profils différents pour chaque usager⁶ (Netflix, 2015d). En outre, certains contenus sont mis à disposition des usagers d'un seul coup, ce qui permet aux membres d'avoir accès à tous les épisodes d'une série, par exemple, dès l'instant où elle est mise en ligne sur la plateforme.

Le service de production et d'offre de contenus de Netflix est un représentant majeur des nombreux changements qui ont cours dans les marchés de contenus et les industries des médias (Jenner, 2014). En lançant un modèle d'affaires indépendant des grandes chaînes de télévision, Netflix cherche à atteindre des publics (ou niches) plus ciblés que ceux visés par les télévisions par câble, par exemple (*Ibid.*).

1.3 Un nouveau mode de visionnement : le *binge watching* ou l'écoute en rafale

Le phénomène du *binge watching* ou écoute en rafale fait référence à une pratique de visionnement durant laquelle une personne consacre plusieurs heures à regarder des contenus en continu. Le phénomène peut être compris comme une sorte de marathon de visionnement des contenus. Selon le *Los Angeles Times* (2013), le phénomène du *binge watching* représenterait « [...] *any instance in which more than three episodes of an hourlong drama or six episodes of a half-hour comedy are consumed at one sitting* ». Ce phénomène aurait été observé pour la première fois dans les années 1990

⁶ Trois modalités de plans d'abonnement sont offertes : « de base », « standard » et « premium » (Netflix, 2015e). Chaque plan correspond à des prix différents : 7,99\$ pour le plan « de base »; 9,99\$ pour le plan « standard » et 11,99\$ pour le plan « premium » (*Ibid.*). Les plans varient aussi selon les paramètres. Il est possible de choisir son plan selon le nombre d'écrans qui seront utilisés simultanément (1 écran, 2 écrans ou 4 écrans) ainsi que selon la disponibilité de vidéos en HD et en ultra HD (*Ibid.*).

(Oxford Dictionary, 2015) avec le visionnement de DVDs chez les groupes de fans de télévision qui regardaient leurs émissions préférées en boucle (Wikipédia, 2015b). La notion de *binge watching* a été popularisée par des quotidiens comme *The Wall Street Journal* (2013a, 2013 b), *The Harvard Crimson* (2013) et *Forbes* (2013). *The Wall Street Journal* (2013a) associe l'émergence de cette expression à la montée des services, en ligne, de visionnement de contenu en disant que « *Netflix and some other online players have largely popularized binge-viewing [...]* ». Ainsi, les gens qui pratiquent le *binge watching* seraient des « *binge viewers* » : « *Now, technologies such as on-demand video and digital video recorders are giving rise to the binge viewer, who devours shows in quick succession [...]* » (*The Wall Street Journal*, 2015b). Signalons que les publications académiques ont largement repris cette expression depuis (Matrix, 2014; Jenner, 2014; Kulesza et Bibbo, 2013; Saccomori, 2015).

En mai 2013, Netflix mettait à la disposition de ses membres l'ensemble des quinze épisodes de la quatrième saison de la série *Arrested Development*⁷. Selon l'entreprise, cette décision représentait une réponse à un comportement déjà bien en place chez les usagers (Jenner, 2014). Il semblerait qu'à la suite de cet événement, il y a ait eu une « explosion » de l'utilisation courante du terme *binge watching* (Wikipédia, 2015b). Les résultats d'une enquête en ligne, réalisée par Harris Interactive⁸, présentent la pratique du *binge watching* comme un « comportement fréquent » chez les membres de Netflix (Cinema Blend, 2014). 73 % des interrogés ont dit avoir déjà pratiqué le *binge watching* au moins quelques fois dans leur mode de consommation de contenus (*Ibid.*). Par ailleurs, 61 % des membres Netflix de 18 ans et plus ont dit regarder de 2 à

⁷ À l'origine en 2003, cette série a été diffusée par la chaîne Fox. Cependant, après la troisième saison, en 2006, *Arrested Development* a été annulée en raison du faible taux d'audience. Netflix a décidé de relancer cette série en mettant en ligne la quatrième saison en mai 2013.

⁸ Cette recherche a été commandée par l'entreprise Netflix. L'enquête a été réalisée en novembre 2013, aux États-Unis (Cinema Blend, 2014).

3 épisodes d'une série en continu (*Ibid.*). Autrement dit, la majorité des membres adoptent régulièrement ce comportement de *binge watching* (*Ibid.*).

Pour Jenner (2014), qui s'intéresse aux stratégies de production et de diffusion des contenus sur Netflix, on assiste à une réelle transition dans les comportements. Il se dégagerait de ces pratiques un nouveau modèle de visionnement permettant aux gens de construire leur propre agenda selon leur volonté et leur disponibilité, sans être contraints d'attendre la diffusion des prochains épisodes. Par ailleurs, il faut préciser que des changements dans la structure narrative de la série *Arrested Development* ont été apportés afin de nourrir la pratique du *binge watching*. Sur le plan de l'esthétique, ces récits comptent sur les ressources de la plateforme Netflix pour favoriser l'immersion dans la série, comme la possibilité d'arrêter une scène pour mieux regarder les détails (Jenner, 2014). Enfin, Jenner (2014, p.8) indique que « *More so, by building on a familiar 'cult' text and associated (assumed) practices of watching the series, Netflix seems to also 'teach' its audiences how to watch Netflix* ». Le fait qu'il existe un possible « enseignement » des pratiques de visionnement nous apporte certains indices d'une relation dialogique entre les consignes établies par une stratégie de gestion de contenus et les pratiques effectivement développées par les usagers de la plateforme.

À ce titre, Matrix (2014) argue que pour mieux comprendre les usages des plateformes de vidéo à la demande, comme Netflix, il est nécessaire d'explorer de nouvelles conceptualisations de l'engagement des usagers prenant en compte le cadre des changements sociotechniques. Par ailleurs, les travaux de Carah (2015) et de Hallinam et Striphass (2014) considèrent que l'utilisation généralisée des algorithmes renvoie à un ensemble de transformations et de modélisations des pratiques culturelles, où l'usage des algorithmes représente une réponse à la culture des usagers, tout en

façonnant les contenus et pratiques culturelles. Sur ce plan, les systèmes de recommandation jouent et sont appelés à jouer un rôle majeur.

1.4 Les systèmes de recommandation : au cœur de la configuration des usages

1.4.1 Un bref historique

Les technologies de recommandation de contenus sur Internet ont émergé dans les années 1990⁹, en réaction à l'accroissement du volume d'informations sur le réseau et à la nécessité d'organiser ces dernières de façon à ce que les internautes puissent accéder aux informations recherchées (Sharma, 2013). Dès 2005, les informations provenant du contexte de l'utilisateur (l'historique de navigation et la localisation, par exemple) ont été introduites dans le traitement des informations à des fins de recommandation (*Ibid.*). Plus récemment, l'avènement des téléphones intelligents, associés aux médias socionumériques, a conduit à la prolifération des systèmes de recommandation sur le web (*Ibid.*). Il faut souligner qu'Amazon et Netflix ont été des entreprises pionnières avec leurs systèmes de recommandation maison (*Ibid.*).

Dit simplement, les systèmes de recommandation fonctionnent comme des filtres de contenus et organisent l'information en fonction des pratiques des usagers (Sharma, 2013). Selon Sharma (2013), les systèmes de recommandation peuvent être utilisés, en priorité, dans les suggestions reliées au produit recherché par l'utilisateur sur le site de

⁹ La technologie de recommandation de contenus sur Internet a été développée en 1992 par les laboratoires de recherche en informatique de l'entreprise Bell Communications et de l'University of Minnesota, aux États-Unis (Sharma, 2013).

commerce électronique. Ces systèmes peuvent être utilisés pour « apprendre » les préférences des usagers afin de mieux élaborer les suggestions, comme chez Netflix. Les produits ou les services offerts hors ligne peuvent être aussi recommandés sur les plateformes en ligne, comme dans le site *Tripadvisor*. Il semblerait que les systèmes de recommandation peuvent contribuer à une augmentation de 10 % à 30 % du revenu des entreprises de *e-commerce* (*Ibid.*).

1.4.2 Les politiques de fonctionnement

Les systèmes de recommandation reposent sur l'utilisation d'algorithmes¹⁰, qui traitent de vastes ensembles d'information (comme des métadonnées et des caractéristiques du comportement des internautes) pour obtenir une sélection de contenus basée sur les préférences des usagers (Pan et *al.*, 2008). Le système de recommandation de Netflix, qui repose sur l'algorithme *Cinematch*, appartient à la catégorie des systèmes de *collaborative filtering* (ou filtrage collaboratif, en français) (Pan et *al.*, 2008; Piton, 2011). Ces systèmes utilisent l'historique des activités en ligne de groupes d'usagers pour générer les indications présentées à d'autres profils d'usagers pour personnaliser de façon plus fine l'offre de contenu (Pan et *al.*, 2008).

Les systèmes de filtrage collaboratif sont dits actifs ou passifs selon le type de données récoltées (Piton, 2011). Le filtrage collaboratif actif renvoie à l'analyse des traces laissées involontairement par les usagers, en analysant l'historique des usages, tandis que le filtrage passif analyse l'ensemble des données consciemment déclarées par les usagers, comme les évaluations de contenus et les renseignements personnels sur les

¹⁰ Les algorithmes représentent un « ensemble de règles opératoires dont l'application permet de résoudre un problème énoncé au moyen d'un nombre fini d'opérations » (Larousse, 2015).

comptes d'abonnement. Sur la base de ces informations, il est possible de calculer les similarités entre les usagers (profils) et entre les contenus – films, produits, etc. (Piton, 2011). Comme l'évoque Sharma (2013, p.2) :

The intuition behind recommender systems is that a person's decisions can be predicted from prior decisions made by others similar to him/her. At a very high level, each recommendation model differs in the way it defines similarity between people (or items) and the way people and items are represented in the system.

1.4.3 Les algorithmes : la base des systèmes de recommandation

Cardon (2013) a analysé les enjeux autour de l'algorithme *PageRank* du moteur de recherches Google. Il considère que cet algorithme « [...] enferme un système de valeurs, donnant la prééminence à ceux qui ont été jugés méritants par les autres [...] » (*Ibid.*, p. 63). Ainsi, *PageRank* aurait un effet structurant dans l'écosystème numérique, par les relations qu'il entraîne entre acteurs et documents. Cardon (2013) a mené sa recherche à partir d'une vaste revue bibliographique et des informations publiées par l'entreprise Google à propos d'elle-même sur Internet, comme les informations publiées sur le forum *Google Webmaster Central*. Il a exploré l'architecture calculatoire du *Page Rank*, le système de valeurs et l'ensemble des codifications du comportement des usagers, pour dégager l'ordre imposé par Google dans les environnements en ligne.

Cardon (2013) s'est intéressé à ce qui pouvait fragiliser l'ordre établi par *PageRank*, comme l'action des internautes, par exemple, capables de modifier l'offre de liens issue des calculs du moteur de recherche, pour obtenir d'autres résultats. L'évolution de

l'algorithme *PageRank* pourrait être retracée comme un jeu constant entre les actions¹¹ des usagers « bricoleurs » et l'emploi des mesures stratégiques de détection et de punition (comme le déclassement des sites) de ces comportements rusés à travers les réformes¹² de l'algorithme (*Ibid.*). L'algorithme *Panda*, développé en réaction aux limites de *PageRank* et visant explicitement à éviter certains comportements bricoleurs des usagers, en constitue un bon exemple (*Ibid.*).

Kitchin et Dodge (2011) plaident pour le développement des études sur les algorithmes. Ils considèrent les algorithmes comme des entités omniprésentes, qui interviennent dans les diverses activités humaines, incluant les activités de divertissement. Manovich (2001, 2003) soutient que, pour comprendre le rôle des logiciels – dont les algorithmes - dans la culture contemporaine, ainsi que les forces sociales et culturelles qui contribuent à les construire, il est important de développer des études spécifiques sur ces objets, ce qu'il appelle les « *Software Studies* ». Par ailleurs, selon Beer (2013), les logiciels sont des « décideurs » non neutres qui ont pour objectif de représenter les goûts des gens sous forme de valeurs numériques. À son tour, Cheney-Lippold (2011) propose la notion de « *algorithmic identity* », où les dimensions de l'identité humaine sont réduites à des données recouvrables et traitables par des algorithmes.

L'étude des algorithmes est particulièrement pertinente d'un point de vue sociopolitique, car les algorithmes déterminent la sélection et la classification des informations selon un degré de pertinence qui échappe aux usagers (Gillespie, 2014).

¹¹ Certaines de ces actions, comprises dans le marché du référencement (*Search Engine Optimization* ou *SEO*), consistent à vendre de la notoriété à travers la production des liens factices (« *black hat SEO* »), par exemple (Cardon, 2013). D'autres actions, le « *spamdexing* » consiste à placer des liens ou des mots clés sur d'autres sites, forums, etc. bien réputés afin d'augmenter la possibilité, pour le site désiré, d'apparaître aux premières positions du *ranking* de recherches (*Ibid.*).

¹² Afin de contenir ces actions de la part des webmasters, Google a créé la balise « *nofollow* » qui « [...] permet aux sites de démonétiser certains des liens qui partent de chez eux. », en empêchant le succès des tactiques de « *spamdexing* » (Cardon, 2013, p. 77).

Les aspects politiques des systèmes basés sur les algorithmes touchent, par exemple, aux choix réalisés pour établir un processus de catégorisation de l'information (selon des critères comme le volume de visites d'un site, les mots-clés plus recherchés, le paiement de plans de publicité, etc.) ou encore à l'emploi de représentations algorithmiques des publics (issues d'informations déjà traitées, selon des façons de faire qui restent obscures) (*Ibid.*). Pour Gillespie (2014, p. 171), les enjeux autour de la catégorisation sont centraux : « *Categorization is a powerful semantic and political intervention : what the categories are, what belongs in a category, and who decides how to implement theses categories in practice [...]* ». De plus, il y aurait une absence de conscience, chez les usagers, de ce qu'est le processus de sélection des informations (Gillespie, 2014). Cette sélection préalable des informations, effectuée par les algorithmes, resterait ainsi invisible au regard des usagers. Cette invisibilité, associée à une promesse d'objectivité algorithmique (neutralité), incite à adopter un point de vue critique sur l'utilisation des algorithmes (Gillespie, 2014).

La compréhension de la conception de ces systèmes équipés d'algorithmes et des enjeux qui les entourent nous paraît élémentaire dans la problématique de l'application de ces systèmes dans la vie quotidienne. Parmi les travaux provenant de la Sociologie des usages, nous observons des tentatives de comprendre la conception des objets techniques et les relations entre les usagers, les objets et ses concepteurs comme une sorte de coopération, basée sur des opérations de traduction¹³ (Akrich, 1993). Dans ces relations, la coordination entre l'action de l'utilisateur telle qu'elle est inscrite dans l'objet technique, et « (...) l'inscription par la pratique du dispositif dans le corps de l'utilisateur, (...) » (*Ibid.*, p.18), nous renvoient au besoin de comprendre la conception de cet objet. Dans ce processus de conception, les contenus techniques, les acteurs

¹³ Selon Akrich (1993, p. 16), « [...] l'établissement des traductions qui autorisent le rapprochement, la comparaison et conditionnent l'exercice du jugement est le résultat d'un travail collectif dans lequel l'utilisateur, l'environnement et le dispositif sont engagés. »

(usagers et concepteur) et l'environnement composent un projet d'innovation qui se concentre sur l'idéalisation des actions (accomplissement et signification des usages) (Akrich, 1993). Le processus de conception de l'objet technique reprend ainsi l'idée d'une définition de la représentation de l'utilisateur et de la production de paramètres pour les actions de cet usager (Woolgar, 1991). Selon Woolgar (1991), les usagers sont conçus comme *configured users* et leurs actions sont envisagées ou configurées à partir des connaissances préalables du concepteur. Ce dernier se ferait une représentation des comportements des usagers de l'objet technique ainsi que de leurs besoins et établirait leur profil lors de la conception.

1.5 Questions de recherche

Notre problématique s'articule autour de la question générale suivante : **Comment le modèle de fonctionnement du service de vidéo à la demande Netflix, basé sur le système de recommandation Cinematch, configure-t-il les usages sur la plateforme?** Nous pensons que le modèle de fonctionnement du service de vidéo à la demande Netflix stimulerait des usages particuliers dont l'écoute en rafale et une trajectoire d'usages circonscrite à certains types de contenus seraient les manifestations les plus visibles.

Nos premières réflexions sur le sujet nous ont permis de formuler deux questions spécifiques :

a) Comment Cinematch a-t-il évolué depuis 2009, année de la fin du concours Netflix Prize et de la divulgation des solutions d'amélioration des algorithmes? À travers les améliorations apportées aux algorithmes et au service de vidéo à la demande,

il y aurait un renforcement des mécanismes de configuration des usages par l'utilisation des calculs algorithmiques. **b) Quelles sont les stratégies employées par Netflix pour « enseigner » son programme d'action aux usagers, sur le site web de l'entreprise?** Nous pensons que la configuration des usages est aussi associée à un programme d'action établi sur le site web Netflix.

1.6 Pertinence communicationnelle

« Netflix connaît le moment où vous devenez accro à vos séries »¹⁴. Sur le même sujet, le journal *Le Figaro* (2015) a publié « À partir de quel épisode devient-on accro aux séries? ». Le titre « Netflix : il faut plus d'un épisode pour être accro à une série » a été publié par *Le Huffington Post* (2015). Ces informations, largement diffusées et relayées sur Internet, révèlent les enjeux entourant le système de recommandation de Netflix. L'entreprise joue un rôle majeur dans les changements actuels qui bouleversent l'industrie des médias. Netflix est en effet un acteur leader sur le marché des plateformes de visionnement de contenus audiovisuels¹⁵. Il est pertinent, pour les études en communication, d'examiner ce phénomène plus attentivement pour comprendre ses caractéristiques et ses implications sur la société (Jenner, 2014; Hallinam et Striphas, 2014; Carah, 2015). Comme nous l'avons déjà évoqué, l'entreprise compte actuellement environ 62 millions d'abonnés, distribués dans 50 pays, et qui peuvent visionner une très grande diversité d'émissions de télévision, de

¹⁴ Alice Nusbaum, « Netflix connaît le moment où vous devenez accro à vos séries! », *Comme au cinéma*, 24 septembre 2015, récupéré le 13 octobre 2015 de <http://www.commeaucinema.com/showbiz/netflix-connaît-le-moment-ou-vous-devenez-accro-a-vos-series,344886>

¹⁵ Hugo Dumas, « Comment combattre Netflix? », *La Presse*, 1 novembre 2015, récupéré le 27 décembre 2015 de <http://www.lapresse.ca/debats/chroniques/hugo-dumas/201510/29/01-4915262-comment-combattre-netflix.php>

documentaires et de films (Netflix, 2015b). Il nous semble important d'examiner le cas du système de recommandation *Cinematch* et son rôle dans la configuration des relations entre la plateforme et les usagers. Plus largement, l'étude de ces relations nous permettra de saisir les transformations en cours dans les pratiques de visionnement de contenus en ligne, suscitées par les services de vidéo à la demande comme Netflix.

Grâce aux algorithmes, Twitter est capable d'identifier ce qui est le plus discuté (et ce qui l'est moins) sur son site de micro-blogging. YouTube peut suggérer les listes de vidéo sur les pages de ses usagers (Gillespie, 2014). Les systèmes algorithmiques peuvent ainsi déterminer des sélections et des classifications d'information, qui sont présentées aux usagers selon un degré de pertinence défini par le système (Gillespie, 2014). En plaçant l'étude de la plateforme Netflix au centre de notre démarche, nous tenterons d'apporter aux études en communication, et surtout à la sociologie des usages, de nouvelles connaissances sur les pratiques de visionnement de contenus en ligne, en lien avec l'étude des systèmes de recommandation et des algorithmes sur lesquels ils reposent. Selon Beer (2013), le nombre de recherches en sciences sociales et humaines portant sur les algorithmes reste relativement réduit, malgré la présence accrue de ces dispositifs dans la vie quotidienne. Les modes de fonctionnement et d'emploi des systèmes algorithmiques, comme celui de Netflix, demeureraient encore obscurs, peu explorés et peu connus du public en général (Beer, 2013; McDonald, 2015). Les effets de l'utilisation de ces systèmes doivent être mieux analysés par les chercheurs. Enfin, en mobilisant des travaux issus notamment des *Software studies* (Manovich, 2001, 2003; Hallinam et Striphas, 2014; Beer, 2013), notre recherche visera à apporter une contribution théorique et méthodologique aux recherches en communication.

CHAPITRE II

CADRE CONCEPTUEL

Ce chapitre présente les éléments théoriques mobilisés dans notre recherche. Nous abordons successivement l'approche de la conception, les *Softwares Studies* et l'approche de l'appropriation en détaillant les concepts utilisés dans notre démarche.

2.1 Introduction

Pour comprendre la configuration des usages par la plateforme Netflix, nous mobilisons deux courants de recherche complémentaires : l'approche de la conception¹⁶ et les *Softwares Studies*. L'approche de la conception nous a permis d'interroger la conception des objets techniques (Akrich, 1998, 2006a, 2006b) et la configuration des usagers (*configured users*) (Woolgar, 1991). De plus, nos questions de recherche et nos objectifs font référence aux actions des concepteurs. Cette approche nous fournit les bases théoriques et épistémologiques de notre démarche. Les travaux provenant des *Software Studies* nous permettent de mieux connaître les mécanismes de fonctionnement des systèmes algorithmiques et les enjeux qui les entourent. Par ailleurs, nous faisons appel à l'approche de l'appropriation afin de lancer un regard

¹⁶ Dans la sociologie des usages des technologies, Jauréguiberry et Proulx (2011) font appel à l'expression « approches classiques » pour désigner les trois principaux modes d'analyse : l'approche de la diffusion, l'approche de la conception et l'approche de l'appropriation.

critique sur l'approche de la conception et de soulever de nouveaux débats et des réflexions. Nous soulevons ainsi de nouvelles perspectives de recherche.

2.2 Conception : la construction de l'objet technique

Notre analyse du service Netflix est basée sur l'approche de la conception. Cette approche analyse le processus de conception des objets techniques à partir de la prise en compte des éléments qui les composent. Elle introduit aussi la figure de l'usager (*usager virtuel*) (Bardini, 1996) au cœur de la conception de cet objet et de sa trajectoire au fil du temps (projet d'innovation) (Millerand, 2008a; Jauréguiberry et Proulx, 2011). Cela nous permet d'identifier les éléments, qui composent le système sociotechnique de Netflix, et de comprendre leur dynamique de fonctionnement. Alors, l'approche de la conception nous aide à explorer la prescription des usages (Jauréguiberry et Proulx, 2011) effectuée par la plateforme.

2.2.1 L'objet technique : de la conception au cadre de l'action

L'analyse du processus de conception des objets techniques constitue l'un des objets de recherche centraux de la théorie de l'acteur réseau, aussi appelée sociologie de la traduction (Akrich, 2006a; Jauréguiberry et Proulx, 2001). Cette théorie prend en compte la mobilisation des acteurs, soit ceux impliqués dans une opération d'opposition ou de rapprochement d'intérêts, comme une manière de stabiliser le système sociotechnique (Jaureguiberry et Proulx, 2001). Les intérêts des concepteurs et ceux des usagers de Netflix, par exemple, seraient mis en relation dans une sorte d'opération.

Ces négociations tenteraient de stabiliser la façon dont l'objet technique sera utilisé. Ce modèle d'opération est nommé par Akrich (1993) modèle de traduction, où les contenus techniques, les acteurs (humains ou non humains) et l'environnement composent un processus de conception (ensemble sociotechnique). Dans la conception et la mise en place de ces systèmes sociotechniques, Akrich (2006a, p.121) met en évidence la quête d'un « [...] alignement entre le scénario inscrit dans la machine et l'histoire décrite par son fonctionnement [...] », aboutissant à l'introduction des possibles opérations entraînées par les usagers dans le système. Il faut souligner que, dans les théories de la conception, la notion d'inscription fait référence à l'ensemble des conditions d'utilisation de l'objet technique, anticipées par les concepteurs lors de la conception (Jauréguiberry et Proulx, 2001). L'opération de description correspond à la façon dont les usagers comprendront ce qui est inscrit dans l'objet technique ainsi qu'à la façon dont ils l'utiliseront (*Ibid.*). Lors de l'usage, l'environnement inscrit dans l'objet est mis en relation avec l'environnement décrit par l'utilisateur (Millerand, 2008a).

À travers une étude anthropologique sur la conception d'un système technique de fabrication de briquettes destinées à la combustion à travers les tiges de cotonnier au Nicaragua, Akrich explique la présence de l'utilisateur dans la conception des objets techniques. Elle considère que :

Les utilisateurs jouent dans le processus d'innovation un rôle primordial, qui peut être décliné selon trois modes principaux : ils spécifient par rapport à leur propre environnement les qualités, au sens presque physique du terme, des briquettes; ils développent un savoir pratique qui permet de routiniser l'utilisation du produit et enfin, ils expérimentent la mise en place de réseaux qui permettront ultérieurement de diffuser et de commercialiser les briquettes. (Akrich, 2006a, p. 126)

Les usagers représenteraient des acteurs qui aligneraient l'objet technique et le contexte obtenant ainsi une position symétrique à celle des concepteurs (Akrich, 2006a). De cette façon, les usagers joueraient un rôle d'*usager virtuel* lorsque les innovateurs imaginent la manipulation de l'objet technique par l'utilisateur, comme une manière d'anticiper ou de prescrire les usages (Jauréguiberry et Proulx, 2001). « L'anticipation des usages est donc inscrite dans le dispositif d'innovation lui-même » (*Ibid.*, p. 45). Cette anticipation ou prescription composerait une sorte de *script* qui serait enregistré dans l'objet. L'objet serait pour sa part inscrit dans le corps de l'utilisateur par la pratique (Akrich, 1993; Jauréguiberry et Proulx, 2011) : « Ces scripts formalisent précisément cette inscription de l'utilisateur. » (Jauréguiberry et Proulx, 2011, p. 45)

Dans le processus de conception des objets, les relations entre l'utilisateur et le concepteur par la médiation de l'objet technique (Jauréguiberry et Proulx, 2011, p. 46) sont interprétées par Bardini (1996) comme des *affordances*. Celles-ci nous permettraient « [...] d'appréhender les objets à travers leur rapport concret et matériel avec les usagers et par là, de dépasser l'unique dimension symbolique à l'œuvre dans l'étude des usages dans les termes du modèle texte – lecteur. » (Millerand, 2008a, p.13).

2.2.2 L'utilisateur configuré et la configuration des usages

Associé à l'idée d'inscription et de description, Woolgar (1991) conduit ses études sur la technologie des ordinateurs en utilisant la notion d'utilisateur configuré (*configured users*). Il propose la métaphore du texte pour désigner ces relations, où la technologie représenterait un texte que l'utilisateur doit lire et interpréter (Woolgar, 1991; Jauréguiberry et Proulx, 2001; Millerand, 2008a). L'utilisateur et ses possibles actions seraient définis en rapport à la machine, dans un cadre limité de « lectures », qui

rendrait le « texte » (la technologie) « lisible ». Il s'agit de faire lire aux usagers la technique, en donnant un sens au « texte », à travers la configuration. Ainsi, « *[b]y direct analogy, we suggest, the machine text is organized in such a way the "its purpose" is available as a reading to the user.* » (Woolgar, 1991, p. 73). La configuration de l'utilisateur collaborerait ainsi à la stabilisation des usages ou à l'apprentissage des modes d'usages établis par les concepteurs (Woolgar, 1991).

Dans cette perspective, la configuration « enseignerait » les usages désirés par les concepteurs à travers les éléments qui composent l'objet technique. Autrement dit, la relation entre l'utilisateur et la machine serait configurée à travers l'encouragement de certaines formes d'usage (*Ibid.*). Certes, des comportements non attendus peuvent survenir, ils sont considérés alors comme des comportements « [...] *bizarres, foreign, perhaps typical of mere users.* » (Woolgar, 1991, p. 92). En outre, l'évolution de la technologie répondrait non seulement aux attentes des usagers (tels qu'imaginés par les concepteurs), mais aussi aux perspectives de l'entreprise en regard du marché : « *[u]sers can't help the way they behave; they just need to be educated to understand what we are trying to achieve here.* » (*Ibid.*, p. 93)

Au-delà de la reconnaissance de l'existence de comportements bricoleurs, Woolgar (1991) évite l'écueil du déterminisme technique lorsqu'il évoque les relations entre la technologie, l'utilisateur et le contexte. Les représentations de la machine viendraient à la fois des relations avec les entités impliquées et d'un contexte social dans lequel la machine, elle-même, est insérée. La génération de la signification, dans ces relations, serait réflexive et partagée entre l'utilisateur, le contexte et la machine. Le développement des technologies est saisi, ici, comme une construction sociale, basée sur les frontières et sur les dichotomies entre le technique et le non technique. L'utilisateur et la technologie apparaissent ainsi modélisés par les mêmes relations sociales.

2.2.3 L'anticipation des usages et la coordination des actions

Les travaux de la sociologie de la traduction détaillent les processus d'innovation depuis la conception jusqu'à l'action (Akrich, 2006b). Cette dernière notion est reliée à la manipulation de l'objet technique par l'utilisateur. Akrich (2006b) considère aussi l'objet comme un résultat d'un processus d'innovation socialement construit. Ce processus est compris « [...] comme la construction d'un réseau d'associations entre des entités hétérogènes, acteurs humains et non humains [...] », dont la stabilisation est attendue lorsque les compétences entre l'objet et son environnement sont bien distribuées entre ces derniers et qu'il n'y a plus de facteurs qui puissent défaire le réseau formé (Akrich, 2006b, p. 180). Pour analyser un processus d'innovation, Akrich (2006b) part de la construction des représentations des usagers imaginés par les concepteurs et du principe que les dispositifs représentent des objets-frontières, puisque ces derniers sont articulés par les concepteurs afin de régler la communication entre les espaces. Autrement dit, le dispositif sera décrit de façons différentes dans chaque espace, soit l'espace macro de la circulation économique et l'espace domestique (*Ibid.*). Afin de développer l'objet technique, les concepteurs auraient une perception bien détaillée de tout ce qu'implique l'action, comme les compétences cognitives et psychomotrices des usagers, la relation entre l'individu et l'objet ainsi que l'environnement¹⁷, où l'action se développe et prend du sens (Akrich, 2006b). À partir d'une étude des archives portant sur le processus de conception d'un objet technique et des entrevues, Akrich (2006b) a identifié des représentations qui seraient utilisées dans le travail des concepteurs jusqu'à la rédaction du guide de mode d'emploi de l'objet. Sur le processus de création d'un objet technique, Akrich (2006b) considère que le projet est constitué d'un scénario, c'est-à-dire qu'il y a un programme d'action distribué parmi les entités actives et passives. Les objets techniques et les usagers sont

¹⁷ Akrich (2006a, 2006b) entend comme environnement le contexte de facteurs ou éléments qui collaborent au fonctionnement de l'objet technique.

considérés comme parties prenantes actives, et les représentations de l'espace où l'action est déployée, sont comprises comme des entités passives. Les décisions techniques prises dans cette phase représenteraient des opérations conjuguées entre les états de l'utilisateur et ce qui fait référence aux nécessités techniques de l'objet (*Ibid.*)

Les éléments nécessaires pour le bon fonctionnement du dispositif (environnement inscrit dans l'objet) et les éléments qui composent l'univers de l'utilisateur projeté avant l'insertion de l'objet dans le quotidien de l'utilisateur (environnement de l'utilisateur) peuvent offrir des épreuves à l'accomplissement de l'action (Akrich, 2006b). Ainsi des usages non désirés par les concepteurs. Pour éviter ces problèmes, il faudrait avoir un environnement doublement convergent dont certaines conditions ou certains éléments se font nécessaires (*Ibid.*). Pour atteindre cet état d'environnement convergent, il faut que les innovateurs anticipent les possibles problèmes. Dans ce sens,

[...] le dispositif doit être capable de réagir de manière cohérente à toute sollicitation non prohibée de l'utilisateur, tout comme l'utilisateur doit être en mesure d'appréhender le programme d'action qui lui est prescrit afin d'atteindre tel ou tel objectif désiré. (Akrich, 2006b, p.188)

Comme une façon d'enseigner un programme d'action aux utilisateurs, les innovateurs lancent des stratégies diverses qui réduiront au minimum les initiatives des usagers (Akrich, 2006b). De ce cadre d'engagement ou d'implication entre les entités découle la notion de coordination (*Ibid.*). L'usage de l'objet technique (plus ou moins codifié) peut entraîner des ajustements et des conventions dans le comportement de l'utilisateur (*Ibid.*). Cela peut être illustré par l'adaptation du vocabulaire utilisé lors du référencement à l'objet ou à l'usage (*Ibid.*). La notion de coordination des actions apporte les concepts de posture et d'actant. Ces derniers nous renvoient à une distribution des compétences, selon Akrich (2006b). Le concept de posture fait

référence à « [...] l'acteur¹⁸ pris dans une ou un ensemble de relations régies par un unique principe d'équivalence [...] » (*Ibid.*, p. 192). Cette posture serait désignée comme abonné ou spectateur, par exemple. L'actant représente l'entité technique qui compose le dispositif et qui rend possible l'action, comme les touches qui permettent la validation d'un choix dans un système. L'actant réfère ainsi à l'inscription de l'utilisateur dans le dispositif, tandis que la posture fait appel à « [...] la manière dont le dispositif est déjà inscrit, incorporée chez l'utilisateur. » (*Ibid.*, p. 193). Ceci compose une opération de traduction, c'est-à-dire une opération qui permet d'inscrire les relations entre l'utilisateur et l'objet dans un cadre défini. Ce dernier peut être représenté par un plan d'abonnement (*Ibid.*). Par contre, ici, nous remplaçons le concept de posture par celui d'utilisateur configuré. Les deux notions réfèrent à l'utilisateur inscrit dans l'objet technique et appartiennent au même apport épistémologique et théorique. L'idée de construction sociale des objets techniques est toujours présente dans les théories de la conception utilisées dans ce travail. Nous considérons que ce choix n'apportera pas de pertes dans la mobilisation de nos cadres théorique et méthodologique.

Nous nous sommes inspirés de la notion d'opération de traduction et des méthodes adoptées par Akrich (2006b) ainsi que des idées de Woolgar (1991) pour développer notre recherche. Dans ce travail, le modèle de plans d'abonnement Netflix est compris comme un modèle d'opération de traduction, puisque les relations entre l'entité technique (Netflix) et l'utilisateur sont inscrites dans un cadre défini, dans un plan d'abonnement. Ce cadre serait dirigé par un ensemble de règlements d'usage et par la création d'un compte. Nous étudions l'utilisateur configuré par Netflix à travers l'analyse des *scripts* des actants impliqués dans cette opération de traduction. Ces actants sont les suivants : le **système de recommandation**, l'**interface** et le **site web Netflix**.

¹⁸ L'auteur est défini par Akrich (2006b, p. 194) « [...] comme celui auquel l'action est imputée [...] ».

2.2.4 Les représentations des acteurs et la médiation des *affordances*

Bardini (1996) insère le concept de virtualité dans une réflexion sur la relation entre les acteurs (usager configuré) et les actants, définie par le *script*, sur un niveau intermédiaire des représentations. Cette virtualité serait attachée à la notion de représentation des acteurs qui, au fil du temps, n'existeraient que virtuellement découlant d'un discours ou d'une action dans les opérations de traduction.

Ainsi, on peut décrire le cycle de vie d'une technologie donnée en envisageant les relations sociales et techniques liant concepteurs et usagers, en tenant compte du fait que ceux-ci peuvent être plus ou moins virtuels à un quelconque moment du cycle. (Bardini, 1996, p. 136)

La représentation de l'utilisateur (usager virtuel) et la prescription des usages seraient inscrites dans les *scripts* des actants. En ce sens, nous analysons les *scripts* du système de recommandation, de l'interface du service et du site web (actants) afin de comprendre la représentation de l'utilisateur et la prescription des usages chez Netflix. La compréhension du processus de construction de l'utilisateur configuré (Woolgar, 1991), à travers l'analyse de ce qu'est l'utilisateur virtuel (Bardini, 1996) et la prescription des usages (Jauguier et Proulx, 2011), représente ainsi le point de départ de chaque étape de recherche. Dans un premier temps, nous étudions le système de recommandation *Cinematch*. L'analyse de l'interface de la plateforme compose la deuxième partie de notre étude. La notion de coordination des actions par l'emploi d'un programme d'action (Akrich, 2006b) nous conduit à développer un troisième volet méthodologique. Ce volet porte sur l'analyse du site Netflix – notre troisième actant – afin d'identifier les caractéristiques de ce programme d'action. La configuration des usagers, comme un outil de stabilisation des usages (Woolgar, 1991), est réalisée, dans

le cas de Netflix, par les algorithmes, par des éléments de l'interface de la plateforme et par le programme d'action mis en œuvre sur le site.

En rassemblant les notions d'acteurs (usager et concepteur), d'actants et d'inscription dans un même « appareillage conceptuel », Bardini (1996, p. 139) argumente que la présence de ces acteurs et de ces actants peut varier entre la présence physique et leur utilisation, comme des objets de discours dans le projet d'innovation (Bardini, 1996). Cet aspect discursif et normatif (enseignement des pratiques) est évoqué lors de l'analyse du programme d'action employé par Netflix sur son site web (troisième volet). Cela nous permet aussi de lancer un regard critique sur les résultats de notre recherche, puisque cette analyse indique la façon dont l'entreprise Netflix présente son service aux usagers du site web. En prenant en compte les résultats de nos analyses du système de recommandation et de l'interface, nous comparons la proposition du service Netflix et son exécution.

D'ailleurs, plus qu'une manifestation d'un discours, l'usager demeurerait virtuellement présent au cours du cycle de vie de la technologie à travers les médiateurs et les opérations de médiation physique et symbolique qui permettent la communication entre les entités impliquées (Bardini, 1996). Ces rencontres médiées entre ces entités (acteurs et actants), plus ou moins virtuelles au long de ce cycle, seraient, à leur tour, insérées dans un environnement qui est indissociable de l'objet technique (*Ibid.*). Selon Bardini (1996), cette notion de virtualité par la médiation technique pourrait être appliquée soit dans la compréhension de la dimension de la conception (du concepteur), soit dans la dimension de l'usager. Ce raisonnement associé à l'idée d'*affordance* apporterait autant un rapport concret entre l'usager et le dispositif que l'existence d'un code symbolique (Bardini, 1996, p. 142). Ce code, conçu lors de l'inscription, médierait ces relations (*Ibid.*). De cette façon, dans un cadre sémiotique, « [...] toute entité non humaine lorsqu'elle est considérée comme un actant devient une entité

symbolique [...] » (Bardini, 1996, p. 142). Cette virtualité entre les dimensions symboliques et physiques commencerait par les interprétations symboliques, suivies des *affordances* qui caractériseraient les acteurs virtuels (concepteurs et usagers). Autrement dit, « Lorsque le concepteur conçoit le dispositif, il le fait sur la base d'un modèle de l'utilisateur, d'un usager virtuel pour lequel il crée un certain nombre d'*affordances*. » (Bardini, 1996, p. 142)

Étant donné que les *affordances* seraient médiées symboliquement et physiquement par les actants ou objets techniques, nous sommes poussés à développer une analyse sémiotique des scripts de deux de nos actants (interface et site web). Cela nous rend capables de comprendre la représentation de l'utilisateur (usager virtuel) et la prescription des usages ainsi que les *affordances* qui les ont construits. Ces analyses sémiotiques consistent en l'interprétation des dimensions symboliques et physiques de l'interface de la plateforme et du site web Netflix. Les notions de représentation de l'utilisateur et de prescription des usages seront également employées dans le processus de définition des catégories d'analyse dans le cadre de l'étude du système de recommandation.

2.3 Les algorithmes : les opérateurs des systèmes de recommandation de produits et de services

Les algorithmes peuvent être envisagés comme des outils de calcul qui réalisent un découpage matériel et qui accomplissent des opérations via des processus de réattachements d'information (Callon et Muniesa, 2003). Dans cette perspective, la compréhension des algorithmes passe par la prise en compte de ce que Latour (1995, cité dans Callon et Muniesa, 2003) appelle le « centre de calcul ». Le centre de calcul est envisagé comme un espace dans lequel des entités (profils et contenus) et leur

position dans cet espace représenteraient des unités identifiables (Callon et Muniesa, 2003). Les entités sont mises en relation (modélisation des résultats), selon leurs caractéristiques et leurs comportements, à l'intérieur d'algorithmes, selon un principe opérationnel commun, c'est-à-dire selon un ordre stratégique établi par le créateur de l'algorithme lui-même (*Ibid.*). Ces entités sont associées et transformées à partir de l'application de règles mathématiques qui dictent les déplacements des entités (*Ibid.*). Par exemple, la corrélation entre un usager et un contenu qui peut l'intéresser représenterait un résultat de ces calculs algorithmiques.

Les résultats de calculs algorithmiques dégagent de nouvelles entités, selon une configuration établie préalablement, comme une liste de produits possiblement désirés par l'utilisateur (Callon et Muniesa, 2003). Cette liste (résultat) se rendra visible dans une interface préconstruite (*Ibid.*), comme celle de Netflix. La configuration algorithmique reposant sur des règles, celles-ci permettront l'identification des acteurs, la description de l'ordre des offres et des demandes ainsi que l'appariement de ces dernières (Callon et Muniesa, 2003).

2.4 Les *Software Studies* et les algorithmes

Le domaine des *Software Studies* positionne les logiciels comme des éléments centraux dans la généralisation de l'utilisation des produits informatiques dans les activités sociales (Manovich, 2013). Les logiciels représenteraient « [...] *our interface to the world, to others, to our memory and our imagination—a universal language through which the world speaks, and a universal engine on which the world runs.* » (Manovich, 2013, p. 2). Ces études apportent des connaissances sur le rôle des logiciels dans la culture contemporaine et sur les structures ou agents qui peuvent modéliser la

construction de ces logiciels eux-mêmes (Manovich, 2013). Les démarches de Manovich (2011, 2013) semblent se rapprocher de l'idée de Striphas (2015) sur cette culture algorithmique. Selon Striphas (2015), l'emploi des calculs algorithmiques représenterait un facteur de bouleversement des pratiques. Les algorithmes bousculeraient le travail de sélection, de classement et de hiérarchisation des choses (idées, objets, etc.) et des gens (profils dans les systèmes). Striphas (2015) considère que l'information, les foules et les algorithmes représentent les points centraux de la culture algorithmique. Les informations générées par les foules sont recueillies sous forme de données brutes qui, à leur tour, seront traitées par les opérations algorithmiques.

Netflix, issu de ce contexte, est abordé dans notre premier volet d'étude à partir de ces deux axes : la représentation de l'utilisateur dans le système de recommandation et les algorithmes. Notre apport théorique nous permet d'identifier nos catégories d'analyse : les **profils** des usagers (représentation de l'utilisateur dans les algorithmes), le classement des **contenus** (identification des produits dans les algorithmes), la **modélisation** des résultats par les algorithmes et les **résultats** (présentation des recommandations).

Burrell (2015) se penche sur les algorithmes de *machine learning*, dans une logique de structuration des processus de récolte, de traitement et d'utilisation des connaissances produites. L'auteure aborde aussi l'opacité des calculs, qui serait davantage reliée aux mesures de sécurité des environnements en ligne des entreprises et à la protection des secrets corporatifs. Cela indiquerait de possibles problèmes dans les enquêtes sur ce qui se passe dans la « boîte noire » du traitement des données. En ce sens, il faut souligner que cette opacité présente des limites à notre recherche, puisque nous analysons de la « boîte noire » de Netflix.

2.5 L'approche de l'appropriation

L'approche de l'appropriation fournit des bases théoriques pour étudier les « [...] disparités de significations qui revêtent les pratiques concernées pour les différents groupes sociaux » (Chambat, 1994, p. 259). Cette approche propose de dépasser les insuffisances des approches empiriques quantitatives et lance un regard critique sur l'approche de la conception. L'approche de l'appropriation se penche sur la mise en œuvre des objets techniques dans la vie quotidienne. Elle met en perspective l'écart entre les usages effectifs et les usages prescrits ainsi que le caractère actif de l'utilisateur (Millerand, 2008b). Comme nous analysons les usages prescrits, nous utilisons l'approche de l'appropriation dans la rédaction de notre discussion des résultats afin de lancer de nouvelles perspectives d'analyse de notre objet d'étude.

2.5.1 Les usages effectifs, les usages prescrits et l'utilisateur actif

L'écart entre les usages prescrits (pensés par les concepteurs de l'objet technique) et les usages effectifs (dans la vraie vie) (Jauréguiberry et Proulx, 2011) ramène une discussion sur l'imprévisibilité des formes d'appropriation de l'objet technique. Perriault (1989, cité dans Millerand, 2008b) saisit la logique de l'usage à partir des problèmes d'usage ou des pratiques déviantes, celles qui vont au-delà des erreurs d'utilisation de l'objet. Cette logique comprendrait les appropriations convergeant avec les prescriptions des concepteurs ainsi que les détournements et les résistances. La notion d'usage chez certains auteurs de la sociologie des usages insisterait sur l'autonomie des pratiques provoquée par des comportements plus individualistes et de

résistance¹⁹ aux normes traditionnelles d'action ou aux usages prescrits (Jauréguiberry et Proulx, 2011). « Ce n'est toutefois pas la technologie en soi qui est dénoncée [...], mais plutôt ses usages prescrits ou, si l'on préfère, l'image déterministe qu'ingénieurs et planificateurs leur font revêtir. » (*Ibid*, p. 51)

Chambat (1994) reprend la pensée de Certeau et renvoie aux tactiques d'appropriation et aux résistances aux usages prescrits en soulignant le caractère actif de l'utilisateur. Les premières désignent une négociation entre l'utilisateur et le concepteur; les deuxièmes, des détournements des pratiques (Jauréguiberry et Proulx, 2011; Chambat, 1994). Le caractère actif de l'utilisateur abandonne la vision pessimiste des pratiques supposément soumises aux rapports de pouvoir établis par une économie culturelle dominante (*Ibid.*).

2.5.2 La signification de l'usage et l'imaginaire technique

En général, le lancement des objets techniques est accompagné par des discours conférant des représentations et des valeurs à l'innovation (Millerand, 2008b). Ces discours collaborent à la consolidation des usages sociaux et au processus de consolidation de la représentation sociale de l'objet technique (Lacroix, 1994, cité dans Millerand, 2008b). La mise en marché de ces produits fait appel à trois types de discours : prospectif (documents officiels), promotionnel (pièces publicitaires) et prescriptif (documents qui accompagnent l'objet) (Millerand, 2008b).

¹⁹ Jauréguiberry et Proulx (2011, p. 51) citent Anne-Marie Laulan (1985, p. 9) définissant la « résistance » comme « [...] la réaction multiple, diverse, créatrice et toujours active que les citoyens, les utilisateurs, les publics apportent aux offres technologiques qui leur sont faites. »

Les significations d'usage font référence aux représentations et aux valeurs projetées sur les objets techniques (Millerand, 2008b). Elles renvoient à la construction de l'identité de ces objets, c'est-à-dire à la construction d'une représentation (imaginaire technique) créée par l'utilisateur (Chambat, 1994; Millerand, 2008b). La technique, porteuse d'un système symbolique, dégagerait une imposition d'un ordre tant dans la manière de penser que dans la manière de faire (Chambat, 1994). Pour cela, l'objet technique doit correspondre à la demande de l'ensemble social, technique et culturel des utilisateurs et avoir sa place dans le quotidien de l'utilisateur (Millerand, 2008b).

2.6 Synthèse

Les *affordances* (Bardini, 1996) entre les utilisateurs et les concepteurs sont inscrites dans une opération de traduction (Akrich, 1998, 2006a), représentée par le plan d'abonnement Netflix. Cette opération est définie par la création d'un compte et par des règlements d'usage. De la notion d'utilisateur configuré (Woolgar, 1991) découle une logique de prescription basée sur deux aspects élémentaires : la représentation de l'utilisateur (Bardini, 1996) et les usages prescrits (Millerand, 2008a). Ces deux aspects émergent des *affordances* et sont inscrits dans les *scripts* des actants (Akrich, 1998, 2006a). Ces aspects sont les axes de toutes nos étapes d'analyse.

En analysant chaque *script*, nous pouvons repérer la manière dont les *affordances*, l'utilisateur configuré et le concepteur sont inscrits dans chaque actant. Nous analysons ainsi trois actants : le système de recommandation, l'interface et le site web de Netflix. Le système de recommandation, composé par une pluralité d'approches de *machine learning*, gère l'ensemble de contenus, de symboles et d'images qui seront visibles à

l'écran. L'interface, comme la manifestation du langage du logiciel (Manovich, 2013), permet la médiation symbolique et physique des *affordances* (Bardini, 1996) établies par le réseau d'acteurs (Akrich, 2006a; Millerand, 2006a). Le programme d'action (Akrich, 2006b; Bardini, 1996) de Netflix pour renforcer ou coordonner certains types d'usages est présent sur le site web. Les textes qui définissent le cadre de règles, dans lequel les relations entre l'entreprise, le service offert et le membre, sont aussi sur ce site.

Afin de comprendre la logique de prescription présente dans le système de recommandation, nous analysons la construction de la représentation de l'utilisateur (usager virtuel) et des usages prescrits. La représentation de l'utilisateur est intégrée à notre recherche comme une de nos catégories d'analyse. Afin d'identifier et de comprendre ces usages prescrits, nous analysons les quatre catégories issues des travaux des *Software Studies* : le classement des contenus, la modélisation des résultats (système de valeurs et de poids) et les résultats (listes de suggestions). Le deuxième actant à être analysé est la version anglaise canadienne de l'interface du service Netflix. Nous étudions les éléments visuels (sémiotique) de l'interface afin de comprendre la façon dont la représentation de l'utilisateur et les usages prescrits sont construits. L'interface représente la concrétisation visuelle de la configuration de l'utilisateur effectuée par les algorithmes. La version francophone canadienne du site web de Netflix est notre troisième actant à être analysé. La représentation de l'utilisateur est étudiée à partir du programme d'action employé par Netflix sur le site web. La prescription des usages découle aussi de ce programme d'action de l'entreprise, puisque Netflix oriente les usagers à partir du contenu affiché sur le site. Les caractéristiques de l'utilisateur configuré de Netflix, inscrites dans cet actant, sont mises en perspective avec les deux précédentes. Cela nous permet d'identifier les régularités et les dissonances entre elles.

CHAPITRE III

MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre présente notre devis méthodologique et les outils qui sont employés dans notre recherche. Après une présentation générale de notre parcours méthodologique, nous exposons les détails des trois étapes de cette recherche.

3.1 Introduction

Ce devis méthodologique, composé par des méthodes qualitatives de recherche, a été développé dans un raisonnement inductif et exploratoire (Bonneville *et al.*, 2006). Notre enquête est divisée en trois étapes méthodologiques complémentaires. À partir de là, nous étudions le phénomène de la configuration des usages (Woolgar, 1991) chez Netflix. Pour cela, nous analysons le système de recommandation, l'interface et le programme d'action mis en œuvre sur le site web du service.

Les documents en ligne des deux derniers volets d'étude sont analysés à travers l'approche sémiotique (Boutaud et Berthelot-Guiet, 2013; Bonaccorsi, 2013; Jeanne-Perrier, 2006; Souchier 1996; Davallon *et al.*, 2003). Plus précisément, nous utilisons de l'approche sémiotique communicationnelle, puisque nous proposons une analyse d'un objet communicationnel (Davallon *et al.*, 2003) dont les participants sont dans une situation de communication (Boutaud et Berthelot-Guiet, 2013). Dans cette

perspective, le système technique et son producteur (concepteur), le site médiateur (interface) et l'utilisateur final (Davallon et *al.*, 2003) se mettent dans le « théâtre figuratif de la communication » (Boutaud et Berthelot-Guiet, 2013, p.5). D'ailleurs, Bonaccorsi (2013) envisage la logique documentaire du web comme une portée signifiante, c'est-à-dire que les sens sont produits par et sur le web. Il y aurait une définition préalable de ce qui doit se rendre visible sur l'écran. Cela conduirait aussi à des processus d'anticipation des pratiques, voire d'industrialisation de ces dernières (*Ibid.*, p. 126). Le concept d'énonciation éditoriale (Bonaccorsi, 2013; Davallon et *al.*, 2003), en tant qu'économie visuelle des signes qui configure ce qui est à l'écran, nous permet de centrer notre recherche sur l'analyse de la maquette (algorithmes) et de l'« [...] ensemble de signes dont la nature peut être hétérogène et qui est reconnu comme interprétable [...] » (interface et site web) (Bonaccorsi, 2013, p. 127). Cela peut correspondre à des matériaux textuels, visuels ou même sonores.

3.2 Étape 1 : l'étude des algorithmes ou de la « boîte noire »

Cette étape rend compte de l'analyse du scénario inscrit (Akrich, 2006a) dans le système de recommandation de Netflix, à travers les documents publiés par l'entreprise sur Internet. Cela nous permet de mettre à jour l'utilisateur configuré (Woolgar, 1991) par Netflix dans les algorithmes et de mettre en relief les changements de cette configuration depuis 2009.

Afin d'analyser ce que Burrell (2015) appelle la couche « hidden » ou « boîte noire », nous démarrons notre enquête avec l'étude des solutions d'amélioration de l'algorithme *Cinematch* qui ont gagné le prix Netflix en 2009 (premier corpus). Ensuite, un corpus des publications du site web The Netflix Tech Blog

(<http://techblog.netflix.com/>) est analysé. Ce site, créé en décembre 2010, aborde les perspectives, les décisions et les défis de l'entreprise dans la gestion du logiciel de Netflix (The Netflix Tech Blog, 2015a). Le corpus du site The Netflix Tech Blog est composé de textes publiés entre 2009 et 2015 et classés par des mots clés indiquant des contenus comme le fonctionnement de l'algorithme, la configuration de l'offre des contenus, l'usager de Netflix et les entités techniques impliquées dans la création des recommandations. Nous analysons les textes classés par les mots clés suivants : « *big data* », « *algorithms* », « *personnalization* », « *machine learning* », « *data science* », « *predictive modeling* », « *prediction* », et « *recommendations* ». Nous faisons ainsi une étude longitudinale (Laramée et Vallée, 2011, cité dans Bonneville et *al.*, 2006) du système de recommandation de Netflix.

Étant donné le degré de complexité technique de nos corpus, il faut noter que nous comptons sur la collaboration de deux interprètes appartenant au domaine des études en *machine learning*. Nous avons pris cette décision afin d'éviter des méprises d'information et, par conséquent, d'assurer les résultats de cette recherche.

3.2.1 La récolte et le codage des données

Lors de la récolte et du codage des données des deux corpus, nous identifions, dans les calculs de *Cinematch*, les caractéristiques et la dynamique de quatre catégories d'analyse : la **représentation de l'usager**, les **produits**, la **modélisation des résultats** et les **résultats**. Elles composent notre grille d'analyse²⁰.

²⁰ Notre grille d'analyse se trouve dans l'annexe A.

3.3 Étape 2 : l'étude de l'interface du service

Dans cette étape, nous analysons l'interface du service Netflix pour investiguer une nouvelle dimension de l'usager configuré inscrit dans cet objet technique. Dans cette phase, nous nous penchons sur les contenus textuels et visuels qui permettent l'action (Bonaccorsi, 2013) et qui stimuleraient les usages (Woolgar, 1991; Akrich, 2006a, 2006b; Jenner, 2014). Nous étudions les simulations provenant des opérations du système et manifestées sur l'interface (Manovich, 2001) de Netflix.

L'approche sémio-communicationnelle est employée, ici, afin d'identifier, de catégoriser et de comprendre les signes visibles sur l'écran (Souchier, 1996, 1998; Bonaccorsi, 2013; Candel *et al.* 2012; Davallon *et al.*, 2003). Cette analyse nous permet d'étudier la façon dont Netflix permet, configure, discipline et oriente l'usage (Bonaccorsi, 2013; Davallon *et al.*, 2003; Grignon, 2015). Cela nous permet ainsi d'analyser Netflix comme une technologie à la fois pragmatique et normative (Grignon, 2015). De cette façon, un corpus, composé de captures d'écrans, enregistrera les caractéristiques matérielles, langagières et communicationnelles de l'interface de la plateforme (Bonaccorsi, 2013). Les sections de l'interface de Netflix qui seront analysées sont les suivantes : « accueil », « recherche de contenus », « paramètres de compte », « genres », « présentation du contenu », « finalisation de visionnement de contenu », « cookies » et « profils ».

3.3.1 La récolte et le codage des données

Ce corpus nous permet d'identifier les « petites formes » qui composent la grammaire éditoriale de l'interface de la plateforme Netflix (Candel *et al.*, 2012). Ces « petites formes » sont « [...] des formes écrites de la médiation; formes écrites dans le sens où une médiation [...] ne peut se passer d'elles à l'écran et se constitue à travers elles » (*Ibid.*, p. 2). Les « petites formes » représentent ainsi « [...] des unités d'un 'lexique' de composition éditoriale en constitution : ce sont des formes mises à disposition [...] dans la démarche de composition des pages [...] » (*Ibid.*, p.2). Ces formes peuvent être identifiées comme des « signes passeurs », puisqu'elles donnent du sens à ce qui est sur l'écran (*Ibid.*). Les signes passeurs sont des signes outils « [...] qui décrivent les fonctions d'un site et permettent l'action à l'écran. », comme les flèches, les boutons, les icônes, les mots, etc. (*Ibid.*, p.3). Le « signe passeur » représente une sorte de signifiant, puisqu'il exerce une « [...] fonction symbolique d'ordre connotatif [...] » (Candel *et al.*, 2012, p.3). Ces signes représenteraient aussi une concrétisation d'un plan d'anticipation de possibles actions (Bonaccorsi, 2013; Candel *et al.*, 2012; Piment, 2015). Ces concepts intègrent notre grille²¹ d'analyse et nous permettent de comprendre l'énonciation éditoriale de l'interface de Netflix.

La grille d'analyse de cette étape rend compte du classement des « petites formes » (Candel *et al.*, 2012), issues de notre corpus de captures d'écrans. La ligne 1 (« codage/identification ») indique la provenance de la capture d'écran selon la section de l'interface (accueil, paramètres, etc.) et selon l'ordre chronologique des captures. Nous voyons une nécessité d'étiqueter les captures d'écrans selon les dates, car, en considérant la dynamique des innovations (Candel *et al.*, 2012), il est possible que

²¹ Notre grille d'analyse est inspirée de Piment (2015) et de Grignon (2015). Elle se trouve dans l'annexe B de ce travail.

quelques modifications de l'interface se soient produites au cours de la recherche. Pour le faire, nous avons mis la ligne 2 dans le tableau. Avec l'objectif de catégoriser les unités du corpus selon leur contenu, la ligne 3 (« catégorie/fonction ») signale le but de l'ensemble des informations compris dans la capture d'écran (Piment, 2015). Par exemple, des étiquettes comme « recommandation de contenus » et « regarder un contenu » peuvent être comprises dans cette catégorisation du corpus. Afin de détailler les « petites formes », les lignes 4, 5 et 6 portent sur les éléments textuels, sur les images et sur l'iconographie. Les lignes 7, 8 et 9 portent sur la position de ces éléments sur les écrans (Candel *et al.*, 2012; Piment, 2015; Grignon, 2015). Les lignes 10, 11, 12 et 13 couvrent le cadre de l'action (Akrich, 2006a, 2006b). Ces lignes nous permettent de détailler le processus de construction de la représentation de l'utilisateur et la façon dont elle se rend visible à l'écran. Le processus de description de l'objet technique (Akrich, 2006a, 2006b) est abordé à partir de l'identification des « actions possibles », des « possibilités d'engagement » (intervention de l'utilisateur dans le contenu) et des « suggestions d'action » (Piment, 2015; Bonaccorsi, 2013).

Afin d'assurer la rigueur de notre appareillage méthodologique, nous recourons à la sémiotique situationnelle de Muchielli (2007) dans la composition de nos grilles d'analyse. Cette approche fournit des outils d'analyses des espaces communicationnels, comme les sites web. La sémiotique situationnelle comprend le processus communicationnel « [...] comme une émergence par et dans une situation elle même définie par un ou plusieurs acteurs sociaux. » (Meliani et Heïd, 2009, p.4) Elle tente de comprendre et d'expliquer « [...] les propositions de communication du site web pour repérer celles qui apparaissent comme les plus signifiantes en situation d'usage. » (*Ibid.*, 2009, p.3) La situation de communication est décomposée en sept cadres : de normes (règles collectivement partagées), des positionnements (rôle des acteurs), identitaire (motivation des acteurs dans la situation), relationnel (relation entre les acteurs), temporaire (contexte historique des communications entre les acteurs), spatial (disposition des éléments) et psycho-sensoriel (perception des cinq sens et

éléments sensoriels) (*Ibid.*). Ces cadres d'analyse sont compris dans les lignes de 4 à 13 de notre grille d'analyse. Ces lignes nous permettent d'analyser la construction de la représentation de l'utilisateur et son rôle dans le service Netflix (cadre identitaire). La manière dont ces acteurs se mettent en relation avec le service (cadre relationnel) et leurs possibles perceptions (cadre psycho-sensoriel) sont abordées dans les lignes qui identifient les actions possibles, les possibilités d'engagement et les suggestions d'actions. Notre grille nous permet aussi de repérer les règles de l'opération de traduction de Netflix (cadre de normes). Les lignes de 7 à 9 couvrent le cadre spatial de l'analyse de la situation de communication chez Netflix. Nous considérons que le cadre de normes et le cadre temporaire sont repris dans notre troisième phase d'études. Notons que, dans l'étude du site web de Netflix, nous analysons les règlements de l'opération de traduction de Netflix et le contexte des communications entre les acteurs. La sémiotique situationnelle, comme une méthode qualitative, propose aussi une analyse en trois niveaux : micro-situationnel (interaction de l'utilisateur avec les pages), meso-situationnel (navigation dans l'ensemble de l'espace communicationnel) et macro-situationnel (relation entre l'utilisateur et l'organisation qui communique par l'espace communicationnel) (*Ibid.*). Comme nous analysons l'ensemble des pages de l'interface de Netflix, nous pensons que notre grille nous permet de comprendre comment l'utilisateur peut interagir avec les pages (micro-situationnel), naviguer sur l'ensemble de l'interface (meso-situationnel) et se mettre en relation avec l'entreprise Netflix (macro-situationnel). Le niveau macro-situationnel est repris dans la troisième étape d'études, lors de l'analyse des règlements de l'opération de traduction de Netflix.

3.4 Étape 3 : L'étude du site web de Netflix

Dans cette étape, nous utilisons une nouvelle grille d'analyse qui porte sur les stratégies de coordination des actions (Akrich, 2006b; Bardini, 1996) employées sur le site web de l'entreprise Netflix (Canada). Cette troisième étape nous aide à connaître les moyens utilisés par Netflix pour enseigner un programme d'action (Akrich, 2006b) à ses usagers. Cette étape méthodologique aborde ainsi les mesures discursives de modélisation ou d'une sorte de « préconfiguration » des usages mise en œuvre sur le site web de l'entreprise. Nous proposons une analyse sémiocommunicationnelle de la version canadienne de ce site web (<https://www.netflix.com/ca-fr/>). Notre corpus est enregistré sous la forme de capture d'écran des pages du site. Nous analysons la page d'« accueil » et ses sous-parties : « ouvrir une session », « *get started* », « centre d'aide », « conditions d'utilisation de Netflix », « FAQ »²², « déclaration de confidentialité », « *devices* », et « *media centre* ». Nous considérons la page « *media centre* » pertinente à cette recherche, car elle possède des sous-parties qui contribuent à notre étude : « *about Netflix* », « *company blog* » (accueil) et « *only on Netflix* ».

3.4.1 La récolte et le codage des données

Pour construire la grille d'analyse sémiocommunicationnelle²³, nous reprenons celle utilisée dans la deuxième étape méthodologie. Cependant, un nouvel élément est ajouté. Nous ajoutons la ligne 3 (« nature du contenu informationnel ») afin de catégoriser le corpus selon le contenu et les buts des pages analysées (assistance à la clientèle,

²² Cela correspond à l'expression anglaise *Frequently Asked Questions* (FAQ).

²³ Cette grille se trouve dans l'annexe C.

instructions ou suggestions d'usage, etc.) (Piment, 2015). L'application de cette grille est mieux explorée dans notre rapport de résultats.

3.5 Le traitement et l'interprétation des résultats

Les données obtenues sont traitées de façon inductive afin de les classer, de les synthétiser et d'en faire émerger des régularités et des liens (Bonneville *et al.*, 2006). Pour ce faire, nous construisons des fiches synthèses²⁴ (*Ibid.*) à partir des propositions de notre problématique²⁵. Chaque étape méthodologique prend un format différent de présentation des données. Pour l'étude des algorithmes, nous élaborons des comptes rendus chronologiques et des tableaux afin de reconstruire la trajectoire du système de recommandation. Pour les analyses de l'interface Netflix et du site web, des textes narratifs, des captures d'écrans et des tableaux présentent les résultats de ces étapes.

3.6 Les dimensions éthiques

Cette recherche n'implique aucune interaction directe entre la chercheuse et d'autres personnes impliquées dans les corpus en étude. Les informations des terrains de recherche sont disponibles dans un contexte public, sur Internet. Selon les consignes prévues par les trois Conseils canadiens (2010), cette recherche est exemptée d'une approbation éthique par un Comité d'éthique de la recherche (CÉR). « Les recherches

²⁴ Cette fiche se trouve dans l'annexe D de ce travail.

²⁵ Un tableau résumé des étapes méthodologiques se trouve dans l'annexe E.

non intrusives, et qui ne comportent pas d'interaction directe entre le chercheur et d'autres personnes dans internet, n'exigent pas non plus une évaluation par un CÉR. » (Conseils, 2010, p.18). Cette exemption est aussi prévue lorsque l'information récoltée est librement disponible au public sur Internet « [...] et pour laquelle il n'y a pas d'attente quant à la protection de la vie privée [...] » (Conseils, 2010, p. 18).

CHAPITRE IV

RAPPORT DES RÉSULTATS

4.1 Introduction

Les résultats de cette recherche sont présentés en trois moments. La récolte et le codage des données des trois étapes d'étude n'ont pas suivis un processus linéaire. Lors des étapes 2 et 3, il nous est apparu nécessaire de revenir aux documents de l'étape 1. Ce retour nous a permis de bien comprendre certains aspects techniques du service Netflix et de repérer des informations plus précises.

4.2 Étape 1 : étude de la boîte noire

4.2.1 Composition des corpus et découpage

Les corpus de la première étape d'étude, les solutions Netflix Prize et les publications du Tech Blog, ont été enregistrés le 28 décembre 2015. Étant donné le contenu très technique des solutions du concours Netflix Prize, nous avons choisi de commencer notre analyse par les textes du blogue. Avec un langage plus simple que celui des solutions du concours, les textes du blogue nous ont permis d'avoir une vision globale du logiciel de Netflix. Effectivement, cette décision nous a aidées à faire un survol de notre objet de recherche, avant de plonger dans les détails techniques.

En lisant les publications du blogue, nous avons appris que l'entreprise Netflix n'a pas appliqué toutes les solutions gagnantes, proposées durant le concours Netflix Prize. En ce sens, nous avons réduit notre premier corpus, qui comptait auparavant trois documents (trois solutions gagnantes), à un seul document. Pour Netflix, les améliorations ne justifiaient pas tous les efforts techniques qui auraient dû être déployés si elle avait choisi l'exécution des solutions gagnantes du grand prix. « *We evaluated some of the new methods offline but the additional accuracy gains that we measured did not seem to justify the engineering effort needed to bring them into a production environment.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 16) Alors, l'entreprise n'a retenu que la proposition de l'équipe BellKor. Cette solution avait gagné le premier prix de progression du concours en 2007.

Un autre ensemble de contenus a été ignoré. La publication « *Netflix Presentation videos from AWS Re : Invent 2013* »²⁶ du blogue est composée de onze vidéos d'un événement auquel Netflix et d'autres compagnies ont participé en 2013. Comme le contenu de ces vidéos porte sur divers aspects de la science des données, nous n'avons pas incorporé cette publication dans notre analyse. De plus, le système de recommandation de Netflix n'était pas toujours au centre des discussions. L'ensemble des textes analysés dans cette recherche couvrent bien les détails du fonctionnement de ce système et nous permet d'assumer que notre recherche n'a pas été pénalisée, malgré l'absence de ces vidéos dans notre corpus.

Le découpage a été fait en respectant les groupes de textes classés par mot-clé. Lors du remplissage des fiches synthèses, nous avons redivisé les textes selon leur date de

²⁶ Cette publication a été mise en ligne le 19 décembre 2013.

publication. Ainsi, nous divisons la rédaction de ce rapport de résultats selon les dates de publications. Cela nous donne une notion chronologique des transformations du système de recommandation. Il faut souligner que Netflix ne mentionne pas précisément les dates de la mise en place des modifications de son logiciel. Le processus de construction de ces modifications est long et passe par des phases de tests. Après les périodes d'évaluation, les modifications peuvent être complètement ou partiellement adoptées. Par contre, il est parfaitement possible d'identifier la période au cours de laquelle ces modifications ont été testées et mises en place.

En faisant la sélection des textes du blogue par le système de mots-clés, nous n'avons pas trouvé de textes concernant le système de recommandation qui ont été publiés en 2010 et 2011. Nous croyons que cette période comprend une phase de tests effectués par l'entreprise, car les textes publiés en 2012 présentent les résultats des travaux réalisés depuis la fin du concours Netflix Prize. En ce sens, notre analyse commence par la solution du concours retenue par Netflix. Ensuite, nous analysons les publications de 2012 à 2015 inclusivement, affichées sur le Tech Blog.

4.2.2 Netflix Prize : la solution BellKor et la prediction des notes (2009)

Le texte « *Netflix Recommendations : beyond the 5 stars (part 1)* » du blogue, publié en avril 2012, nous permet d'exposer d'abord les éléments des solutions du concours Netflix Prize retenus par l'entreprise. Puis, nous utilisons les matériaux récoltés de la solution BellKor (Bell et *al.*, 2007) afin d'expliquer davantage les détails techniques.

Le concours Netflix Prize visait l'amélioration de 10 % l'efficacité du système de recommandation (premier actant), appelé à l'époque *Cinematch*²⁷. Dans les propositions d'amélioration, les participants devaient réduire le RMSE à 0,8572 ou moins. Cet indicateur mesure la différence entre les valeurs estimées par le système (prédictions) et les valeurs observées dans la pratique²⁸. La solution gagnante d'un prix de progression du concours, créée par l'équipe BellKor, présente des combinaisons de cent sept (107) algorithmes. L'équipe a obtenu un résultat RMSE de 0,8712. Selon elle, des combinaisons de plusieurs approches pourraient améliorer de façon substantielle l'efficacité du système. « *Our experience is that most efforts should be concentrated in deriving substantially different approaches, rather than refining a single technique.* » (Bell et al., 2007, p. 5) De cette proposition, deux approches d'apprentissage automatique ont été appliquées, que nous expliquons plus bas : *Singular Value Decomposition* (SVD) et *Restricted Boltzmann Machines* (RBM). Par contre, la proposition BellKor présentait des limitations, comme l'incapacité de traiter plusieurs évaluations des contenus données par les usagers. Ces deux approches ont été retravaillées afin d'intégrer le moteur de recommandation. En expliquant SVD et RBM, nous appliquons nos catégories d'analyse : représentation de l'utilisateur, les contenus (films et séries), modélisation des résultats et résultats.

Dans le modèle SVD, une matrice binaire usager-film (première et deuxième catégories d'analyse) est construite au départ en identifiant quels films (colonne) ont été évalués par chaque usager (ligne). Ainsi, il serait possible d'identifier les films qui n'ont pas reçu des notes des usagers et ceux qui en ont reçu. L'approche SVD exécute une réduction de la taille de la matrice en éliminant les valeurs nulles, les valeurs qui ne seront pas utiles dans les prédictions. Cette matrice réduite est retravaillée afin

²⁷ Actuellement, l'entreprise n'utilise aucun nom pour identifier son système.

²⁸ Wikipédia. « Root Mean Square Deviation », 5 juin 2016, récupéré le 28 juin 2016 de https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square_deviation

d'indiquer les possibles notes qu'un film peut recevoir d'un usager. Si la prédiction indique que l'utilisateur u_1 pourra attribuer une note 3.0 au film m_4 , il est possible que le système ne recommande pas m_4 à u_1 , car la note ne serait pas assez bonne.

Les calculs de prédiction des notes peuvent être centrés sur l'utilisateur (« *user-centric approach* ») ou sur le film (« *movie-centric approach* »), nos deux premières catégories d'analyse. Dans le premier cas, l'échantillon est composé de films qui ont été évalués par l'utilisateur, celui qui est au centre du calcul. La variable réponse ou paramètre, celle qui identifie le niveau de pertinence du contenu dans un calcul, est obtenue en utilisant les notes données par l'utilisateur aux films utilisés dans l'échantillonnage. Les variables de prédiction ou métriques, celles qui permettront d'indiquer les contenus recommandés, seront obtenues à partir des différents attributs ou « *features* »²⁹ associés aux films, comme les métadonnées. Dans le deuxième cas, où le film est au centre du processus, l'échantillon est composé de tous les utilisateurs qui ont évalué ce film spécifique. La variable réponse est obtenue en utilisant les notes données par les utilisateurs (utilisés dans l'échantillonnage) au film. Les variables de prédiction émergeront de différents attributs associés aux utilisateurs.

Étant donné le nombre relativement faible de films dans le *data set* divulgué par le concours Netflix Prize, l'obtention des variables de prédiction (métriques) basées sur les films (« *movie-based predictors* ») serait plus simple. Ces « *movie-based predictors* » sont utilisés dans un modèle centré sur l'utilisateur. Pour utiliser une régression centrée sur le film (« *movie-centric regression* »), il faudrait obtenir les variables qui composeront le processus de prédictions à partir des informations des utilisateurs (« *user-based predictors* »). Cela serait plus difficile que le premier processus désigné en raison du grand nombre d'utilisateurs de Netflix. Il faudrait d'abord avoir les

²⁹ « *Features* » sont les attributs ou les propriétés qui caractérisent un phénomène observé. (Wikipédia, 31 janvier 2016).

variables basées sur le film, pour que les variables basées sur l'utilisateur soient déduites. Cela nous explique la motivation de l'équipe BellKor qui est de centrer les calculs sur l'utilisateur afin d'obtenir les variables de prédiction à partir des films liés à cet utilisateur (« *movie-based predictors* »). Ainsi, le système pourrait prédire les notes que les utilisateurs donneraient aux films (« *rating predictions* »). Les contenus qui auraient les meilleures notes seraient certainement recommandés par le système.

Afin de savoir quand utiliser et combiner les modèles SVD et RBM, l'équipe a décidé de travailler sur les paires « utilisateur-film ». L'ensemble des évaluations faites par un utilisateur et l'ensemble des évaluations données à un film spécifique permettraient au système de trouver une valeur minimum. Cette valeur de base indiquerait le niveau de similarité des paires « utilisateur-film ». L'équipe a divisé les paires du « *Probe set* »³⁰ de Netflix en 15 bacs ou « boîtes », selon les niveaux de similarité. De chaque bac serait tirée une combinaison unique de paramètres ou de variables réponse, en permettant d'appliquer un modèle de calcul spécifique à chaque bac. « *For example, we have found that RBMs should be overweighted on low support pairs, while factorization should be overweighted on high support pairs.* » (Bell et al., 2007, p. 6) En ce sens, les calculs seraient formés dans chaque bac à partir des paires similaires d'« utilisateur-film ».

L'équipe BellKor a ainsi proposé que les recommandations de Netflix soient créées à partir de la prédiction des notes des contenus. Les notes composeraient le « *feature* » le plus pertinent dans la configuration de l'utilisateur et dans le classement des contenus effectués par et dans le système de recommandation (actant). La combinaison de SVD et RBM rendraient cet objectif possible en mettant l'utilisateur au centre du processus. Les variables de prédiction des notes seraient déduites des évaluations des films données par l'utilisateur cible des recommandations.

³⁰ Le « *Probe set* » représente une sous-partie de l'ensemble de toutes les données (*training set*) utilisée dans la conception et dans l'amélioration des modèles et des calculs (Töscher et Jahrer, 2009).

4.2.3 La quête de la jouissance de l'utilisateur et les nouveaux *features* (2012)

En 2012, les approches SVD et RBM sont encore utilisées. Trois ans après la fin du concours Netflix Prize, l'entreprise annonce ses nouveaux travaux qui utilisent des contextes plus complexes et plusieurs variables. En 2012, Netflix considère que la prédiction des notes données par les usagers ne représente qu'une partie de l'optimisation de son système de recommandation. « *Now it is clear that the Netflix Prize objective, accurate prediction of a movie's rating, is just one of the many components of an effective recommendation system that optimizes our members enjoyment.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 19) Le système de recommandation prend désormais en compte d'autres aspects, comme le contexte, la popularité des contenus, les intérêts des usagers, la nouveauté, la diversité et la fraîcheur.

Parmi les objectifs des recommandations, l'entreprise met en relief la sélection et le tri des contenus afin de les mettre en ordre selon la jouissance attendue par l'utilisateur. « *This is usually accomplished by selecting some items and sorting them in the order of expected enjoyment (or utility).* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 12). Nous considérons pertinent de souligner que les objectifs de Netflix guideront ses choix envers son système de recommandation.

En 2012, Netflix récolte des informations comme les notes et la popularité des contenus³¹, les visionnements³², les listes de vidéos en attente, les métadonnées³³, les recommandations produites et la façon dont les membres interagissent avec elles, les données des amis connectés et les termes de recherche. D'autres informations sont aussi ajoutées au processus de classement des contenus, comme les informations démographiques, l'emplacement, la langue et les données temporelles (jour et heure).

Concernant notre première catégorie d'analyse (usager), les textes du blogue indiquent que le compte Netflix rassemblait des recommandations basées sur les différents goûts des personnes qui composaient le foyer et qui partageaient le compte. « *Take as a first example the Top 10 row: this is our best guess at the ten titles you are most likely to enjoy. Of course, when we say "you", we really mean everyone in your household.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 17) Cette façon de gérer les recommandations est justifiée par la nécessité d'avoir une variété de contenus pour toute la famille (diversité). « *To achieve this, in many parts of our system we are not only optimizing for accuracy, but also for diversity.* » (*Ibid.*, p. 17). En 2012, Netflix introduit aussi la fonction qui intègre les comptes Facebook à ceux de Netflix. Ainsi, le système peut recommander des titres basés sur les préférences des amis du membre. Cette intégration des comptes représente une tentative d'avancer dans la personnalisation du service.

Notre deuxième catégorie d'analyse (produits) peut être identifiée dans la description des caractéristiques attribuées aux contenus dans le système. Netflix indique que la

³¹ Cela peut être mesuré en prenant en compte les périodes de temps, comme la journée ou la semaine. Les groupes de membres par région ou d'autres métriques de similarité peuvent servir dans les calculs de popularité des membres.

³² D'autres informations de contexte peuvent être aussi incluses dans les calculs, comme la durée du visionnement, l'heure de la journée et le type de l'appareil.

³³ Les métadonnées sont des données extraites d'un élément du système qui peuvent lui donner des caractéristiques. (Wikipédia, 18 avril 2016)

popularité des contenus peut représenter l'aspect le plus évident dans la création des recommandations. « *The reason is clear: on average, a member is most likely to watch what most others are watching.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 12) Toutefois, le *feature* « popularité » s'oppose à la logique de la personnalisation, car « [...] *it will produce the same ordering of items for every member.* » (*Ibid.*, p.12) Produire un *ranking* de contenus basés sur la personnalisation pourrait satisfaire différents membres, qui ont des goûts divers, et surmonter ces limites. Une solution serait d'utiliser ces deux *features* : la prédiction des notes des contenus et la popularité des contenus. Cette combinaison pourrait équilibrer ces deux aspects. La manière la plus simple serait le modèle de notation des contenus basé sur une fonction linéaire entre les notes prévues et la popularité des titres. Cela représenterait un processus de classement (identification des groupes par des aspects communs entre les titres) et de classification (création des *rankings* en attribuant des valeurs aux titres) « *This gives an equation of the form $Frank(u, v) = w1 p(v) + w2 r(u, v) + b$, where $u=$ user, $v=$ video item, $p=$ popularity and $r=$ predicted rating.* » (*Ibid.*, p. 12) Avec les résultats de cette équation, le système est prêt à mettre les contenus en ordre décroissant. Les poids « $w1$ » et « $w2$ » représentent des paramètres qui peuvent déterminer lequel des deux *features* sera le plus importants dans ce calcul. Pour trouver ces deux paramètres, il y a au moins deux processus. Le premier est de prendre des échantillons et d'appliquer des tests A/B³⁴. Ainsi, les membres décident des caractéristiques qui auront plus des poids. Toutefois, « *This procedure might be time consuming and not very cost effective.* » (*Ibid.*, p. 12) Le deuxième processus est la formulation de problèmes à poser aux algorithmes de *machine learning*. Le but est de sélectionner des exemples positifs et négatifs de l'historique du comportement des usagers afin de laisser un algorithme apprendre les poids qui optimisent les résultats. D'autres *features* et d'autres modèles

³⁴ Les tests A/B représentent une technique dont la dynamique consiste à proposer plusieurs versions d'un produit ou d'un service afin que les consommateurs ou usagers puissent décider laquelle est la meilleure ou la plus pertinente. (Wikipédia, 4 mars 2016)

d'optimisation par les algorithmes sont utilisés par Netflix, qui ne donne pas de détails sur ces informations.

Considérant les caractéristiques des usagers (première catégorie) et des produits (deuxième catégorie) dans le système, la similarité représente une source importante dans la personnalisation. Cet aspect est abordé par Netflix dans un « *very broad sense* », selon la publication d'avril 2012. Les similarités peuvent résulter de la combinaison de plusieurs facteurs et être calculées à partir des contenus (contenus similaires) ou des membres (membres similaires). Le système de recommandation peut aussi utiliser d'autres dimensions pour calculer ces similarités, comme les métadonnées, les évaluations et les données de visionnement. Les similarités peuvent être combinées et appliquées comme des *features* dans d'autres modèles de calcul et d'autres contextes, créant des catégories diverses. Les similarités sont utilisées dans la construction des rangées « *ad hoc genres* », qui contiennent des titres similaires à ceux avec lesquels l'utilisateur a interagi récemment.

Quant à notre troisième catégorie d'analyse (modélisation des résultats), une variation d'un modèle scientifique traditionnel des tests A/B est présentée par Netflix. En prenant les algorithmes, les *features* et les designs des modèles de calculs déjà appliqués, une solution (prototype) est créée pour tester une hypothèse. Cette étape est fondée sur un objectif : l'augmentation de l'engagement et la rétention des membres. Dans le prototype, des variables et d'autres aspects sont incorporés, comme la pertinence des choix en rapport à l'objectif initial. Après l'exécution des tests auprès des usagers, plusieurs métriques ou paramètres sont générés. Les tests A/B sont appliqués à des milliers de membres divisés en groupes (cellules). Ils permettent d'expérimenter des variations de l'idée de base. En général, la durée des visionnements et la rétention des membres représentent les indicateurs les plus fiables qui déterminent les bonnes métriques. Plusieurs approches sont aussi testées en parallèle. Selon Netflix, ces tests

et les données orientent les décisions de l'entreprise. « *A/B tests let us try radical ideas or test many approaches at the same time, but the key advantage is that they allow our decisions to be datadriven.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 14).

Afin d'intégrer les approches de *machine learning* et la culture « *datadriven* », Netflix combine des tests hors ligne et en ligne (lors de l'usage). Cela lui permet de combiner les meilleurs résultats des deux. « *The offline testing cycle is a step where we test and optimize our algorithms prior to performing online A/B testing.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 14) Les tests hors ligne commencent par l'élaboration d'une hypothèse initiale et par les choix des modèles de *machine learning* à utiliser. Puis, ces tests hors lignes sont appliqués dans un ensemble de données (historiques d'usage) pour vérifier si l'hypothèse initiale est valide. En cas d'échec, il faut décider si de nouveaux modèles seront testés ou si l'hypothèse initiale sera reformulée. En cas de succès, Netflix peut concevoir et lancer les tests A/B qui repéreront la nouvelle *feature* valide, selon la perspective du membre. Les tests A/B commencent par le choix des groupes qui participeront à ce processus. Puis, le prototype est lancé aux membres. Leur comportement sera observé et analysé. Si l'analyse des résultats est un succès, Netflix est prêt à employer cette nouvelle *feature* pour tous les membres.

Les processus de classement et de classification des contenus tentent de trouver les meilleures combinaisons possibles en temps réel ou quasi réel. Ces processus doivent considérer un contexte spécifique, comme l'emplacement de l'utilisateur. Les rangées de contenus les mieux évaluées par le système sont présentées aux membres. Ainsi, l'entreprise tente de rendre les algorithmes capables de donner les meilleures notes aux titres les plus susceptibles d'être joués et d'être profitables pour les usagers. En ce sens, ces *features* et ces modèles de calculs proviennent de l'objectif de Netflix d'optimisation de la personnalisation.

Quant à notre quatrième catégorie (résultats), les rangées horizontales sont intégrées dans la présentation des contenus. Chaque rangée possède un titre qui tente de créer un lien significatif entre les contenus de la rangée, selon Netflix. Les critères qui servent à la sélection des lignes sont centrés sur des aspects, comme le type des contenus et l'ordre qu'ils prendront sur la page. L'interaction de l'utilisateur avec les rangées (*feedback*) détermine quelles lignes apparaîtront plus en haut ou plus en bas. Dans ce cas, l'entreprise utilise le terme « rétention » pour désigner le fait que l'utilisateur ait plus d'interactions (sélection de titres, visionnement, etc.) avec une rangée. « *Members connect with these rows so well that we measure an increase in member retention by placing the most tailored rows higher on the page instead of lower* ». (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 3) Les lignes de contenus plus en haut pourront être ciblées par l'utilisateur. Netflix reconnaît que la position des contenus peut avoir une certaine influence sur le comportement de l'utilisateur. « *We know what items we have recommended and where we have shown them, and can look at how that decision has affected the member's actions.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 13)

L'entreprise apporte « l'*awareness* » ou la conscience, en français, comme un élément important dans la présentation des résultats. Selon Netflix, les membres doivent connaître la façon dont le service s'adapte à leurs goûts. En expliquant la recommandation, Netflix tente de favoriser la confiance des usagers dans le système et de les encourager à donner des *feedbacks*. « *This not only promotes trust in the system, but encourages members to give feedback that will result in better recommendations.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 17) Les rangées « *Because you watched* [nom du contenu] » concrétisent cette tentative de rendre conscients les membres de la personnalisation des recommandations. L'entreprise affirme qu'elle ne suivrait pas ses nécessités propres en organisant les résultats de la sorte, mais bien la meilleure expérience pour l'utilisateur : « *We are not recommending it because it suits our business needs, but because it matches the information we have from you [...]* » (*Ibid.*, p. 17)

4.2.4 Les travaux temps réel et l'amélioration du flux de données (2013)

En 2013, Netflix vise la création d'un « *worldclass recommendation system* ». L'entreprise souligne l'importance du grand volume de données, des divers modèles de calculs et des interfaces adaptées aux usagers (première catégorie d'analyse). Netflix explique que l'adaptation du service aux différents appareils est effectuée pour avoir encore plus de données des usagers. « *For that reason, we would like the various Netflix user interface applications (Smart TVs, tablets, game consoles, etc.) to not only deliver a delightful user experience but also collect as many user events as possible.* » (The Netflix Tech Blog, 2013a, p. 14) Le volume de données sur un profil est directement lié à la qualité du service que Netflix veut offrir à ses membres. L'entreprise utilise des algorithmes de *machine learning* plus sophistiqués et complexes afin de traiter cette grande quantité de données.

Quant à la création des recommandations (troisième catégorie d'analyse), les textes de 2013 présentent les trois types de travaux : hors ligne, en ligne et quasi en ligne. Ces types font référence au moment de l'exécution. Les travaux hors ligne peuvent considérer une grande quantité de données et utiliser des algorithmes plus complexes. Ces travaux fonctionnent de manière discontinue. Ils n'ont pas forcément besoin d'être effectués simultanément à la récolte. Dans le processus en ligne, les calculs sont faits en temps réel, lors de l'usage du service et de la récolte. Ces travaux peuvent mieux répondre aux récents événements³⁵ et à l'interaction de l'utilisateur. Le processus quasi en ligne représente la combinaison des deux types de travaux, en réduisant les effets des limites de chacun. Les calculs sont effectués en ligne (lors de l'usage), mais les recommandations ne sont pas appliquées en temps réel.

³⁵ Les événements seraient des "[...] *small units of timesensitive information that need to be processed with the least amount of latency possible*" (The Netflix Tech Blog, 2013a, p. 14). Ainsi, les événements représentent les données les plus récentes qui rentrent dans le système.

4.2.5 Les tentatives d'amélioration de la qualité de l'expérience Netflix (2014)

Netflix utilise des algorithmes de prédiction pour anticiper les problèmes qui peuvent affecter la qualité des contenus diffusés par *streaming*. Netflix nomme les travaux sur la qualité « *Quality of Experience* » (QoE). L'entreprise reconnaît l'importance de ce contrôle de qualité par l'utilisation des algorithmes, comme une façon d'offrir un service « *outstanding* » (The Netflix Tech Blog, 2014 b, p. 10). Cette « *Quality of Experience* » mobilise principalement deux des nos catégories d'analyse : les contenus et la présentation des résultats. Les travaux en *data science* visent la compréhension de l'impact de la qualité de l'expérience Netflix dans le comportement de l'utilisateur, la création d'une expérience de *streaming* personnalisée (« *science streaming* »), la détermination des contenus en utilisant l'historique de visionnement et l'amélioration de la qualité technique des contenus. Cela est exécuté à partir des données obtenues des feedbacks de l'utilisateur. Quant au premier objectif cité, l'entreprise affirme que les données produites par l'interaction des utilisateurs avec le service offrent des moyens pour comprendre et prédire les comportements de ces utilisateurs. « *For example, how would a change to our product affect the number of hours that members watch?* » (Ibid., p. 9) Quelques mesures sont utilisées dans l'amélioration de la qualité de l'expérience comme *rebuffer rate* (indicateur de la fréquence d'interruption du service de *streaming*), *bitrate* (indicateur de la qualité de l'image des contenus offerts ou regardés) et la combinaison de ces deux. D'autres mesures existent aussi dans le système de recommandation. À partir des travaux en ligne ou quasi en ligne des algorithmes, la qualité des contenus regardés (*bitrate*) peut être déterminée. La personnalisation de la « *streaming experience* » peut être basée sur certaines caractéristiques comme l'emplacement, le type d'appareil et la connexion Internet. Un membre qui utilise un cellulaire avec la bande passante faible a d'autres attentes qu'un membre qui utilise une bonne bande passante. « *Understanding the impact of QoE on user behavior allows*

us to tailor the algorithms that determine QoE and improve aspects that have significant impact on our members' viewing and enjoyment. » (Ibid., p. 9)

Les travaux de la *QoE* sur les contenus du catalogue sont aussi centrés sur la qualité de l'image, de l'audio, des sous-titres, des sous-titres codés, etc. Ils visent à identifier des sous-titres incorrects, des erreurs de codage, etc. Des problèmes de qualité des titres, qui ne dépendent pas de Netflix, peuvent générer des données indésirées. Les problèmes de connexion liés au fournisseur Internet sont un exemple. « *This data can be very noisy and may contain non-issues, issues that are not content quality related (for example, network errors encountered due to a poor connection), or general feedback about member tastes and preferences.* » (The Netflix Tech Blog, 2014b, p. 9) Netflix tente d'accéder aux « vrais » problèmes d'usage. Une des techniques utilisées est la combinaison des feedbacks des membres et des comportements de visionnement (première catégorie d'analyse). Elle collaborerait au développement des modèles de prédiction des problèmes de qualité des titres. L'expansion mondiale du service ainsi que l'augmentation du catalogue et du nombre de langues offertes justifieraient les efforts pour trouver les meilleurs algorithmes de prédiction de ces problèmes.

4.2.6 La prédiction de la qualité des contenus, la composition des pages d'accueil et la construction de la rangée *Trending Now* (2015)

En 2015, pour contrôler et optimiser la qualité de *streaming*, Netflix utilise la modélisation prédictive (*predictive modeling*). Ces travaux de *Quality of Streaming (QoS)* couvrent nos deuxième et quatrième catégories d'analyse. Selon Netflix, la rétention de l'utilisateur peut être affectée par les problèmes de *QoS*. « *Either way, it leaves a bad impression and can negatively impact member satisfaction and retention.* » (The

Netflix Tech Blog, 2015e, p. 1) Lors du contrôle de qualité, les contenus sont évalués par des travaux automatisés et manuels. En observant les données des travaux manuels, Netflix conclut que des facteurs pouvaient indiquer que certains contenus ont plus de défauts que d'autres. « *For example, some combinations of content and fulfillment partners had a higher rate of defects for certain types of assets.* » (Ibid., p. 2) Les métadonnées des contenus peuvent aussi indiquer d'éventuels problèmes, comme la date de lancement d'un film. Les contenus plus anciens peuvent présenter des taux de défaut plus élevés que les plus récents, à cause du format ou des problèmes de stockage. Cela contribue à développer des modèles de *machine learning* qui peuvent prédire les problèmes de qualité.

Quant à la création des recommandations (troisième catégorie), la personnalisation est justifiée par la grande quantité de titres du catalogue et par les différents intérêts de chaque membre. « *A problem we face is that our catalog contains many more videos than can be displayed on a single page and each member comes with their own unique set of interests.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 1) Les pages personnalisées visent l'offre de contenus pertinents aux usagers et l'exploration du catalogue. Selon Netflix, les contenus pertinents couvrent les intérêts et les intentions de l'utilisateur.

En 2015, Netflix présente différents processus de construction de la page d'accueil. Cette page, qui apparaît lors de l'ouverture d'une session, représente le principal moyen d'interaction entre l'utilisateur et les recommandations. Elle a une fonction spécifique: « *The primary function of the homepage is to help each member easily find something to watch that they will enjoy.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 1) La construction de cette page est définie par des règles qui indiquent la position des rangées. Notons que la personnalisation n'est présente que dans la sélection des rangées « candidates », comme les rangées « *Because you watched* [nom du contenu] », et dans les lignes de genres préférées de l'utilisateur. Ici, Netflix utilise des heuristiques simples, de

l'échantillonnage et des tests A/B afin de composer une page de recommandations pertinente aux intérêts des membres et avec une diversité de titres.

Neflix utilise aussi l'approche « *row-ranking* » pour personnaliser l'ordre des rangées sur la page. Les rangées sont traitées comme des unités de problèmes de classement et de classification. Cette approche attribue des notes à chaque rangée afin de les classer. Les lignes de contenu les mieux placées dans le ranking sont utilisées dans la composition des pages. De plus, cette approche évalue la qualité des pages candidates. Elle est appliquée par Netflix par des algorithmes de *machine learning*. L'historique des rangées et des pages présentées à l'écran ainsi que l'historique d'engagement des usagers avec leurs recommandations permet d'obtenir des mesures et des poids utilisables dans la construction des pages de recommandations suivantes, pour les autres membres de son service (filtrage collaboratif). Par contre, l'approche « *row-ranking* » peut générer des problèmes, tels le manque de diversité des contenus. Les recommandations n'auraient que de légères différences entre elles. L'approche « *stage-wise* » peut régler le problème de la diversité. Elle utilise une fonction de classement des rangées à partir des relations entre les nouvelles rangées (issues de l'application de l'approche de « *row-ranking* ») et celles qui ont déjà été choisies pour composer la page. Elle considère les vidéos qui ont été déjà choisies par le système. En adoptant une fonction de notation des pages (« *full-page* ») dans cette approche, la composition des pages peut être notée (*scores*) et les travaux optimisés.

Pour évaluer la qualité des pages de recommandation et former des rankings, les métriques sont centrales dans les algorithmes. Ces métriques qui optimisent les algorithmes dans les travaux hors ligne sont testées dans les tests A/B (travaux en ligne). Afin d'assurer que les tests produisent une bonne évaluation de la qualité des

pages, Netflix doit aussi régler les paramètres³⁶ employés dans ces algorithmes avant les tests A/B. Ce réglage peut être fait par l'utilisation de l'historique de données issu des tests réalisés avec des pages hypothétiques. Une fois que les métriques de « *page-levels* » (qualité de la composition des pages) sont définies, elles peuvent être appliquées dans l'évaluation des approches algorithmiques utilisées pour générer les pages. Les algorithmes de filtrage, de sélection et de classement ainsi que ceux d'ordonnancement des rangées peuvent être évalués à partir de ces métriques.

Dans les approches de *machine learning* mises en oeuvre par Netflix, les métadonnées des contenus (deuxième catégorie d'analyse) peuvent être employées comme des *features*. Les métadonnées des vidéos peuvent ainsi collaborer à la caractérisation de la rangée. « *These features can be simple metadata or more useful model-based features that represent how good of a recommendation we believe a specific video is for a member.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 5) Nous comprenons que la diversité de contenus dans les rangées et la similarité entre les rangées sont encore considérées, en 2015, comme des *features* par le système de recommandation de Netflix. Ces *features* sont aussi mentionnés par l'entreprise dans les textes de 2012. Cela met en évidence un caractère accumulatif du système de recommandation.

Netflix explique que la construction de la page d'accueil est divisée en six étapes. Premièrement, le système de recommandation définit un ensemble de contenus qui seront distribués sur la page³⁷. Deuxièmement, des rangées candidates de contenus sont formées à partir de l'utilisation des informations associées à l'utilisateur cible. Ce processus constitue un travail de production de preuves ou de justifications de la pertinence de ces groupes de contenus pour l'utilisateur. Dans la recherche d'évidences de

³⁶ Les paramètres représentent les poids ou coefficients ou variables qui indiquent quelles caractéristiques auront plus ou moins de valeur dans un calcul. (Larousse, 2016)

³⁷ Les critères de sélection de ce groupe de contenus ne sont pas expliqués par Netflix.

la pertinence d'un contenu, la similarité avec les films déjà regardés par le membre peut être utilisée comme une justification des choix du système. Troisièmement, chaque rangée est filtrée selon les critères de maturité liés au profil et les contenus déjà regardés par l'utilisateur (éviter de recommander des titres déjà visionnés). Quatrièmement, l'ordre des contenus est choisi par l'algorithme de rankings qui met les contenus plus pertinents en avant sur la rangée. « *After filtering, we rank the videos in each group according to a row-appropriate ranking algorithm, which produces an ordering of videos such that the most relevant videos for the member in a group are at the front of the row.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 3) Cinquièmement, un nouvel algorithme est appliqué afin de sélectionner et de rassembler les rangées candidates sur la page. Finalement, un filtrage supplémentaire enlève les titres répétés et ajuste la page à la taille de l'appareil utilisé par l'utilisateur.

La position des recommandations (quatrième catégorie d'analyse) sur la page peut être un objet d'analyse pour le système, car Netflix veut identifier le facteur déterminant dans les choix de l'utilisateur et ainsi identifier ceux qui auraient pu contribuer à la sélection et au visionnement du contenu. Selon Netflix, le titre d'une rangée représente aussi un facteur qui peut être déterminant dans le choix de l'utilisateur. « [...] *a video may have been played in a certain row in the past, but does that mean the member would have chosen that same video if it was placed in a different row but in the first position?* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 6)

L'entreprise explique, en utilisant la rangée *Trending Now*, la création des lignes de recommandations. Cette rangée a été récemment intégrée au service (texte publié en février 2015), après l'application de quelques tests A/B. Elle rassemble « [...] *the videos that are trending in Netflix infused with some personalization for our members.* » (The Netflix Tech Blog, 2015c, p. 1) La rangée *Trending now* est calculée comme un événement en temps réel. Ces calculs permettent à Netflix de considérer les données

liées aux contextes, comme l'heure de la journée et le jour de la semaine, et aux changements soudains des intérêts collectifs. Netflix illustre ces changements par des événements mondialement connus, comme la cérémonie des Oscars et le jour de l'Halloween. Dans la construction de cette rangée, trois flux de données sont utilisés : *play events* (les vidéos exécutées par les membres en temps réel), *impression events* (les vidéos présentées aux usagers sur l'écran en temps réel) et « *play popularity* » (nombre de fois qu'une vidéo a été visionnée par la totalité des usagers). La fraction de « *play events* » sur « *impression events* » produit l'indicateur « *take rate* » qui sera intégré aux calculs. L'historique d'usage de l'utilisateur cible sera aussi intégré aux calculs afin de générer la version personnalisée de cette rangée. L'évaluation et la validation des recommandations présélectionnées sont faites continuellement par des « *canary analysis* ». Ces analyses peuvent être simples, comme la vérification de la présence d'attributs obligatoires³⁸ ou plus complexes.

En considérant la présentation des recommandations (notre quatrième catégorie d'analyse), Netflix souligne le caractère bidimensionnel des pages de son service. Les contenus sont organisés en rangées à l'horizontale, portant des thématiques cohérentes, et présentées dans un *layout* bidimensionnel. En naviguant sur les pages, l'utilisateur de Netflix peut consulter les recommandations par un mouvement à l'horizontale (voir les recommandations sur la même ligne) et à la verticale (voir d'autres rangées). Le processus de sélection et d'organisation des rangées a pour objectif de rendre le choix de l'utilisateur plus intuitif, selon l'entreprise. « *This involves figuring out how to select the rows most relevant to each member, how to populate those rows with videos, and how to arrange them on the limited page area such that selecting a video to watch is intuitive.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 2) D'ailleurs, quelques problèmes lors de la présentation des résultats peuvent envoyer de « mauvaises » informations aux algorithmes. Par exemple, le service doit s'assurer que l'utilisateur voit toutes les listes de

³⁸ Netflix ne mentionne pas explicitement ces attributs dans les textes.

contenus recommandés (quatrième catégorie d'analyse), car le fait d'ignorer une ligne doit être lié à la préférence de l'utilisateur, non à un défaut du service. En ce sens, il faut toujours considérer le type d'appareil en usage afin de garantir que l'utilisateur ait accès aux propositions complètes du système de recommandation. « *To handle these presentation and position biases, we need to be extremely careful about how we select training data for our algorithms.* » (*Ibid.*, p. 6) Les capacités des appareils peuvent limiter le nombre de vidéos dans chaque rangée (longueur), le nombre de rangées (plus ou moins de lignes) et la taille de la page entière (partie visible à l'écran).

Selon Netflix, les membres ont l'habitude de faire défiler d'abord verticalement la page. Ensuite, ils naviguent à l'horizontale (sur les lignes). Cela indique que les contenus situés au coin supérieur gauche seront probablement plus vus que ceux situés au coin inférieur droit. Par conséquent, les possibilités d'engagement avec le contenu peuvent être orientées par la position de ce contenu sur la page. Positionner un élément pertinent aux intérêts de l'utilisateur au coin supérieur gauche peut réduire la durée du processus de choix des contenus. Par contre, la navigation en deux dimensions peut apporter des aspects plus complexes, comme les changements des *patterns* de navigation. Selon les appareils utilisés, le mode de navigation peut aussi changer. La navigation sur le service serait ainsi associée à la disposition des contenus recommandés, voire une dépendance entre ces deux facteurs. « [...] *and that navigation is clearly dependent on the relevance of the content shown.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 5) Connaître la façon dont les utilisateurs naviguent permettrait au service de saisir le meilleur placement pour chaque contenu recommandé.

Quant à la composition des rangées, Netflix tente aussi de trouver de nouveaux moyens de personnaliser les pages d'accueil à partir de l'expérimentation de nouveaux types de groupement de contenus. Les rangées basées sur les choix possibles d'un personnage original Netflix sont un exemple de ces tentatives (par exemple, « *Watched by Claire*

Underwood »). Les groupements de contenus peuvent être définis par genre et sous-genre et par des dimensions basées sur les métadonnées. Les comportements de groupes d'utilisateurs qui sont similaires à l'utilisateur cible (première catégorie d'analyse) peuvent aussi être utilisés dans la construction des rangées, comme l'application des calculs des algorithmes de filtrage collaboratif.

Un autre facteur important pour Netflix est la continuation du visionnement de contenus déjà vus par l'utilisateur. La ligne « *Continue Watching* » est un exemple de la concrétisation des intérêts de l'entreprise. « [...] *we also want to make it easy for a member to watch the next episode of a show or rewatch something that they watched in the past, which normally falls outside the realm of recommendation.* » (The Netflix Tech Blog, 2015d, p. 3) Netflix veut aussi que la page d'accueil de son service soit familière à l'utilisateur. Il est alors important de garder une cohérence dans la construction d'une page. Si le classement est trop diversifié, « [...] *the relevant items may be blended with other items that do not match someone's.* » (*Ibid.*, p. 4). Les recommandations doivent avoir du sens pour les utilisateurs, selon Netflix. « *This allows for coherent, meaningful individual rows to be selected while maintaining the diversity of the videos shown on the whole page, and thus lets the member have both relevance and diversity.* » (*Ibid.*, p. 4) Le système doit ainsi bien placer les rangées appelées « *task-oriented* » (contenus familiers aux utilisateurs), comme la rangée « *My List* », et les rangées appelées « *discovery-oriented* », celles qui permettraient aux utilisateurs de découvrir de nouveaux contenus.

L'« évolution »³⁹ du système de recommandation a donc commencé par la définition des calculs de prédiction des notes que les membres pourraient attribuer aux contenus, selon l'entreprise (Netflix Prize). Puis, le système a fait des classements personnalisés

³⁹ Un tableau synthèse des transformations du système de recommandation de Netflix se trouve dans l'annexe F.

de l'ensemble du catalogue, à partir de la catégorisation et de la classification des rangées de contenus. Selon Netflix, le prochain pas serait la création des pages entièrement personnalisées en déployant des algorithmes et des tests A/B.

4.3 Étape 2 : étude de l'interface

4.3.1 Introduction

Nous avons choisi la version web canadienne⁴⁰ du service Netflix pour réaliser notre analyse. L'interface de ce service est notre deuxième actant à analyser. Au départ, nous avons voulu utiliser la version pour l'application mobile du système IOS. Cependant, lors des premières navigations sur cette interface mobile, nous avons remarqué que, dans la section « *My Account* », où sont les paramètres du compte, le service transférait la navigation vers la version web. Selon les informations du site web et du Tech Blog, l'interface est toujours adaptée à l'appareil sur lequel le service est connecté. Nous avons appris que, dans la version web, toutes les sections de l'interface du compte sont toujours disponibles. Comme nous voulons aborder la totalité de l'interface de ce service, nous avons analysé la version web pour les ordinateurs.

Les configurations du compte utilisé dans cette recherche sont les suivantes : plus de deux ans d'existence, compris dans un plan d'abonnement « *standard* » (deux écrans simultanés et accès à des vidéos HD) et l'anglais comme langue d'usage. Les captures d'écrans ont été prises de notre profil personnel sur Netflix. Le profil analysé est

⁴⁰ La version du service offerte sur le site web de Netflix est appelée version web, selon les informations du site de la compagnie.

considéré un profil secondaire du compte. Durant la troisième étape de l'étude, nous avons appris qu'il y a deux types de profil : propriétaire et secondaire. Le profil considéré comme le propriétaire du compte (profil principal auquel le formulaire de création du compte est associé) peut effectuer des actions spécifiques interdites aux autres profils. Ces actions sont toujours liées au paramètre du compte, comme la réinitialisation du mot de passe. Afin de nous assurer qu'il n'y avait pas de différences entre les interfaces de ces deux types de profil (propriétaire et secondaire), nous avons vérifié toutes les sections à l'intérieur du profil principal. Nous avons ainsi constaté que toutes les sections de l'interface sont les mêmes pour les deux profils. Comme il n'y a pas de différences entre les pages de l'interface des deux profils, nous considérons que l'analyse du profil secondaire n'apporte pas de pertes à cette phase d'étude.

Nous avons enregistré deux cent sept (207) captures d'écran. Deux cent une captures d'écran (201) ont été enregistrées le 30 janvier 2016. Lors du découpage, nous avons noté que six pages appartenant à deux sections du service n'ont pas été enregistrées : une page de la section « *My Account* » (enregistrée le 19 février 2016) et cinq pages de la section « *Manage Profiles* » (enregistrées le 21 février 2016 et le 17 avril 2016). Nous considérons pertinent de mentionner ces données, car l'interface du service peut avoir subi des modifications entre temps, même minimes.

Nous nous concentrons, ici, sur la logique de prescription dans laquelle l'objet technique Netflix est inséré. Nous pensons que la notion d'utilisateur configuré apporte à la fois une représentation de l'utilisateur créé par le concepteur (utilisateur virtuel) et les usages prescrits, imaginés par lui. Ainsi, nous divisons le rapport de résultats de cette étape en deux volets : la représentation de l'utilisateur et les usages prescrits.

4.3.2 Représentation de l'utilisateur : la caractérisation des profils sur l'interface Netflix

Une fois qu'une session du service Netflix est initiée par l'utilisation du code de l'utilisateur (courriel associé au formulaire de création du compte) et du mot de passe, la première page visualisée est celle de l'identification des profils (« *Who's watching?* »). Les profils sont caractérisés par une photo (l'utilisateur choisit l'image parmi celles offertes par le service) et par un nom (l'utilisateur le choisit à sa volonté, y compris de petits noms ou *nicknames*). En cliquant sur le bouton « *Manage Profiles* »⁴¹, il est possible de reconfigurer les profils déjà créés ou de les supprimer. L'utilisateur peut redéfinir l'image d'identification (15 options), le nom, le niveau de maturité des contenus⁴² et la langue (15 options). L'utilisateur peut cocher l'option « *Kid?* » afin d'indiquer plus rapidement l'âge de l'utilisateur et le niveau de maturité des contenus.

Après la sélection du profil, il est possible de visualiser la page d'accueil (« *Home* »). Elle contient le menu supérieur, les titres en vedette, les rangées de titres et le menu inférieur⁴³. L'identification du profil en usage (photo et nom) est toujours sur le coin droit du menu supérieur. Ce menu accompagne la navigation de l'utilisateur, en laissant toujours visible le profil en usage. Sur le menu supérieur, le bouton « *Kids* » permet à l'utilisateur du profil actuel d'aller directement sur le profil dédié aux enfants, sans avoir besoin d'aller dans les détails du menu supérieur⁴⁴ pour accéder à ce profil.

⁴¹ La capture d'écran portant la page « *Manage Profiles* » est dans l'annexe G.

⁴² Les options de maturité sont les suivantes: "*All Maturity Levels*", "*For Little Kids only*", "*For Older Kids and below*" et "*For Teens and below*".

⁴³ La capture d'écran de la page d'accueil se trouve dans l'annexe H.

⁴⁴ En cliquant sur un triangle (symbole) qui est à droite du nom du profil, quelques options apparaissent au-dessous. Ces options observées sont les suivantes : "*Leao*", "*Kids*", "*Manage Profiles*", "*Your Account*", "*Help Center*" et "*Sign Out of Netflix*". Les options "*Kids*", "*Manage Profiles*" et "*Leao*" (profil propriétaire du compte) permettent à l'utilisateur de changer le profil en usage.

Sur la page d'accueil (« *Home* »), le nom du profil est utilisé dans deux titres de deux rangées : « *Continue Watching for* [nom du profil] » et « *Top Picks For* [nom du profil] ». La rangée « *Continue Watching for* [nom du profil] » est composée des vidéos déjà sélectionnées par le profil et pas complètement visionnées. Certaines rangées réfèrent à des visionnements déjà faits par l'utilisateur du profil, comme celles du type « *Because You Watched* [nom du contenu] ». En référant directement aux préférences de l'utilisateur, la rangée « *My List* », tout en bas de la page, est composée des titres que l'utilisateur du profil a sélectionnés par le bouton « *My List* » ou simplement le symbole « + » (plus), qui est toujours dans la description des contenus.

Dans la section « *My account* », toutes les informations réfèrent aux renseignements personnels de l'utilisateur : courriel, mot de passe, numéro et type de carte de crédit, plan d'abonnement en vigueur et paramètres de compte (« *Settings* »). Sur la page « *Communication Settings* », le service propose un échange d'informations avec l'utilisateur du profil⁴⁵. L'utilisateur peut choisir d'y participer ou non. Même si l'utilisateur opte pour ne pas échanger avec le service, les courriels par rapport aux transactions de compte seront toujours envoyés. Il est aussi possible de contrôler les types de contenu à visionner par les enfants (« *Parental Controls* »). L'utilisateur peut aussi accepter ou non de participer aux tests en ligne (« *Test Participation* »). Ces tests seraient utilisés pour les améliorations de l'expérience Netflix. La page « *My Activity* » présente l'historique de titres visionnés par l'utilisateur du profil. Si l'utilisateur le veut, il peut supprimer ses traces d'usage (seulement les contenus visionnés). La page « *My Activity* » permet aussi de visualiser les données d'accès du profil (date, heure, localisation, IP et type d'appareil). Sur la page « *Your Reviews* », l'utilisateur peut visualiser son historique de commentaires

⁴⁵ Cette page propose l'envoi de messages de la part de Netflix et le feedback de l'utilisateur par courriel, par des messages texto ou par téléphone.

des contenus. Le service peut être adapté aux besoins et aux préférences des usagers dans la sous-section « *My Profile* ». Dans cette sous-section, il est possible de reprendre la gestion des profils (« *Manage Profiles* »). Il peut encore modifier la langue (« *Language* »), les formes de présentation des sous-titres (« *Subtitle Apperance* ») ainsi que la qualité de l'image des contenus (« *Playback Settings* »). La fonction « *AutoPlay* » peut être activée ou désactivée sur la page « *Playback Settings* ». Cette fonction permet l'enchaînement automatique des contenus un après l'autre à la fin de l'exécution d'un titre. Notons que l'image et le nom du profil apparaissent toujours sur le coin droit du menu supérieur.

Lorsque l'utilisateur décide de quitter le service en cliquant sur l'option « *Sign Out Of Netflix* » du menu supérieur⁴⁶, la page « *Log Out* » apparaît à l'écran. Si la personne n'utilise pas un ordinateur public, elle peut rester connectée au service, comme le texte de la page « *Log Out* » le suggère. Pour le faire, le bouton « *Continue* » permet à l'utilisateur de rester sur le compte Netflix. Si l'utilisateur veut accéder au service avec un nouvel utilisateur et un nouveau mot de passe, il peut cliquer en « *Sign In* ».

En décrivant⁴⁷ la façon dont l'utilisateur configuré de Netflix est représenté à l'interface du service, nous considérons que cette représentation est d'abord définie par deux processus d'identification : la connexion au compte (identification formelle d'un groupe de personnes) et le choix du profil (identification individuelle). Le compte Netflix assure l'existence de l'opération de traduction régulée par le plan d'abonnement et par les règlements d'usage et de confidentialité des informations. À leur tour, les profils individualisent l'usage du service. Nous comprenons ainsi que l'utilisateur

⁴⁶ Cette option apparaît au-dessous de l'identification du profil.

⁴⁷ Un tableau synthèse des caractéristiques de la représentation de l'utilisateur configuré de Netflix se trouve dans l'annexe I.

configuré de Netflix est une entité plurielle, composée de deux types de profils : le principale et les secondaires (sous-entités). Le profil principal représente le propriétaire du compte, qui répond aux obligations associées à ce compte (plan d'abonnement et mode de paiement). D'ailleurs, les profils secondaires ont les mêmes capacités que le principal, mais ils ne répondent pas aux obligations du propriétaire du compte. La représentation de ces deux types de profils consiste en une photo, un nom, la précision de la maturité des contenus et la langue du service. Cette identification est présente sur toutes les pages. D'autres informations déclarées par l'utilisateur et liées au compte composent aussi le profil. Ces informations sont disponibles tant dans la page « *Manage Profiles* » que dans la section « *My Account* ». Cette page et cette section rassemblent les caractéristiques qui identifient et définissent chaque profil auprès du service Netflix, soit les caractéristiques de la représentation de l'utilisateur du profil. De plus, la section « *My Account* » met à la disposition de l'utilisateur les informations de son historique d'usage (« *My Activity* » et « *Reviews* » dans la sous-section « *My Profile* »). Sur la page « *My Activity* », l'utilisateur du profil peut enlever des items de la liste de titres visionnés, construite par le service. Cela donne à l'utilisateur une sorte de contrôle sur ce type d'information associée à sa représentation (profil) dans le service. Ces outils constituent une tentative de faire connaître aux utilisateurs leurs propres traces (conscience de la récolte des informations personnelles). L'identification du profil (photo, nom, âge et langue) et les traces de l'usage du profil lui-même (« *My Profile* ») sont toujours associées à l'ensemble des caractéristiques qui constituent la représentation de l'utilisateur.

4.3.3 Usages prescrits : ce que permet et recommande l'interface de Netflix

Les usages envisagés par Netflix émergent de quatre noyaux principaux : **l'utilisation des profils, le classement des contenus, le feedback et les instructions explicites.**

4.3.3.1 L'utilisation des profils

L'utilisation des profils dans le service représente un noyau des usages prescrits, car le service offre une variété d'outils de personnalisation qui permettent d'appliquer à l'interface des caractéristiques particulières. Quant aux usages prescrits, nous avons appris que les paramètres du profil, définis par l'utilisateur, impliquent le type de contenu présenté et la façon dont ces contenus sont consommés. Nous expliquons comment les usages prescrits découleraient d'une logique de personnalisation à partir de trois sections du service : « *Manage Profiles* », « *Home* » et « *My Account* ».

Comme déjà mentionné, l'identification de l'utilisateur passe par l'étape de la connexion du compte et celle du choix du profil. Au centre de la page « *Manage Profiles* », il y a l'élément textuel « *Who's Watching?* », qui permet à l'utilisateur de s'identifier par un profil. Nous considérons pertinent de rappeler que le profil n'a pas forcément besoin de porter les vraies informations de l'utilisateur, comme une photo de son visage ou son nom à la naissance. Les informations à l'intérieur des profils, décrivant qui est l'utilisateur et ses préférences, sont des éléments plus pertinents pour le système. L'existence de deux outils qui ont des fonctions similaires sur la page « *Manage Profiles* » renforce encore davantage la pertinence de ces éléments. La boîte d'options des niveaux de maturité et l'option « *Kid?* » visent à filtrer les contenus selon l'âge de l'utilisateur. Sur cette même page, il est possible de créer de nouveaux profils (bouton « + ») ou de les supprimer (bouton « *Delete Profile* »). Ainsi, l'identification des profils par la photo de profil et par le nom ne joue qu'un rôle d'icône ou d'étiquette pour les utilisateurs qui divise le compte en sous-entités. L'usage du service est démarré à partir de ce processus d'identification des sous-entités, car les contenus sont filtrés et présentés différemment selon les profils utilisés et leurs préférences. Par exemple, dans le profil « *Kids* », l'interface et la présentation des contenus sont complètement différentes de celles des

usagers non classés comme des enfants. Le service est aussi adapté à la langue choisie par l'utilisateur.

Sur la page d'accueil (« *Home* ») et sur toutes les pages des sections genres (« *Browse* »)⁴⁸, l'identification du profil (photo et nom) est toujours au coin supérieur droit des pages, dans le menu supérieur. Sur la page « *Manage Profile* », ce menu possède aussi deux outils avec des fonctions similaires : le bouton « *Kids* » et la boîte d'options au-dessous de l'identification du profil. Ces deux outils permettent le passage d'un profil à l'autre. Encore sur la page d'accueil, le nom du profil est employé dans les titres des rangées « *Continue Watching For* (nom du profil) », « *Top Picks For* (nom du profil) » et « *Because You Watched* (nom du contenu) ». De ces titres découle une sorte d'échange entre le système, qui démontre avoir connaissance de qui est l'utilisateur, et l'utilisateur lui-même. De ces rangées découlent trois logiques de consommation des contenus : la continuation des visionnements déjà initiés par l'utilisateur du profil, le visionnement des contenus considérés par le service comme les meilleurs pour l'utilisateur et le visionnement de contenus basés sur l'historique de l'utilisateur. De la rangée « *My List* » découle le visionnement des contenus en attente, déjà sélectionnés par l'utilisateur. Cette rangée entraîne aussi une fonction qui apparaît sur toutes les pages de description des contenus. Le bouton « *My List* » ou « + » (plus) permet à l'utilisateur d'ajouter à une liste les contenus les plus intéressants pour lui. Ce bouton permet ainsi la personnalisation du service par l'utilisateur lui-même.

La section « *My Account* » concentre les descriptions plus détaillées du profil en usage. Les configurations associées aux types des contenus consommés par l'utilisateur du profil sont les suivantes : « *Change Streaming Plan* » (quantité d'écrans en usage et qualité

⁴⁸ Ces sections sont accessibles par le bouton « *Browse* » dans le menu supérieur. Les sections genres présentent des listes de contenus selon le genre dramatique, comme comédie et romance.

de l'image des vidéos), « *Parental Controls* » (maturité des contenus), « *My Activity* » (contrôle de l'historique des visionnements) et « *Manage Profiles* » (changement de profil en usage). Ces configurations déterminent les types de contenus offerts à l'utilisateur du profil. Dans la configuration de « *My Activity* », l'utilisateur peut vérifier si quelqu'un visionne des contenus en utilisant son profil. S'il veut qu'un certain visionnement ne soit pas appliqué aux recommandations, il peut supprimer l'item non désiré⁴⁹. Les configurations associées à la façon dont les contenus sont consommés sont les suivantes : « *Playback Settings* », « *Test Participation* », « *Subtitle Appearance* » et « *Language* ». Dans la section « *Playback Settings* », il y a deux particularités : le format du contenu et la manière dont ce contenu est visionné. Par cette configuration, l'utilisateur peut choisir la qualité des vidéos consommées, selon le volume de données transmises par heure et selon la vitesse de la connexion Internet (format du contenu). Cette fonction raffinerait le choix de l'utilisateur par rapport à la qualité de l'image des vidéos établie par le plan d'abonnement. La section « *Playback Settings* » permet aussi à l'utilisateur de choisir la lecture automatique des contenus (écoute en rafale) par l'option « *Auto-Play* » (bouton), laquelle compose la fonction « *Post-Play* » de Netflix (page de finalisation des contenus qui offre des possibilités de nouveaux visionnements, y compris la lecture automatique). Dans la section « *Test Participation* », l'utilisateur peut décider de participer aux tests de l'entreprise à travers l'interface de son service. Les éléments textuels de cette page indiquent que ces tests sont réalisés pour améliorer l'expérience des utilisateurs. Ces éléments indiquent que l'utilisateur qui autorise ces tests peut connaître les changements de l'interface de Netflix avant les autres membres. « *Subtitle Appearance* » et « *Language* » permettent la personnalisation des sous-titres et de la langue dans laquelle le service sera offert.

⁴⁹ Cette information n'apparaît pas sur la page du service. Nous avons appris cette information lors de l'analyse du site web de Netflix.

4.3.3.2 Le classement des contenus

Le classement des produits représente le deuxième noyau des usages prescrits du service Netflix. La navigation sur la page est directement liée au classement et à la distribution des films et des séries sur l'interface du service. Afin d'expliquer ces relations, nous exposons les détails de trois sections de l'interface : « *Home* », les sections genres (« *Browse* ») et la fiche de description des contenus.

Dans la page d'accueil (« *Home* »), les contenus sont distribués en deux niveaux de grandeur différents : les vedettes et les rangées. Les contenus en vedette ont les plus grandes affiches et sont toujours en haut de la page. Plus petites que les vedettes, les rangées de contenus ont toutes la même grandeur et sont organisées l'une sur l'autre, au-dessous des vedettes. Cette organisation des contenus est justifiée par des règles de Web design dont les types et les niveaux d'importance des contenus sont distingués selon leur position sur la page. En analysant les symboles sur les affiches des vedettes, nous avons remarqué que deux flèches blanches (l'une tout à gauche, centrée sur l'affiche et l'autre tout à droite, centrée sur l'affiche) et trois cercles pleins (tous au centre, en bas sur les affiches) avec des couleurs différentes (l'un en blanc et les deux autres en gris) indiquent la possibilité de mouvement à l'horizontale, la quantité de contenus en vedette et l'ordre de présentation de chacun. Pour accéder aux contenus des rangées, il faut forcément défiler verticalement la page. Les rangées possèdent des quantités variables de contenus. Comme dans les vedettes, l'exploration des contenus de ces rangées doit être faite par des mouvements à l'horizontale. Deux flèches blanches (l'une tout à gauche, centrée sur l'affiche et l'autre tout à droite, centrée sur la ligne) et de petits morceaux de ligne blanche (au coin supérieur droit de la rangée) suggèrent ces mouvements. Ces morceaux, ressemblant à une ligne découpée, sont de quantités variables selon le nombre de contenus de la rangée. Comme dans le cas précédent, ces symboles indiquent la façon de naviguer ainsi que la quantité et l'ordre

des contenus présentés. Par ailleurs, les rangées sont des groupements de contenus classés par titres. Le titre de chaque rangée semble être l'élément commun entre les contenus qui composent une rangée. Ce modèle de catégorisation et de distribution des contenus renforce le niveau d'importance des rangées de contenus selon leur hauteur sur la page d'accueil. Ainsi, l'exploration des contenus présentés est réalisée en défilant la page à la verticale, afin d'explorer des groupements de contenus portant différentes thématiques, et à l'horizontale, afin d'explorer une rangée de contenus qui portent des sujets similaires.

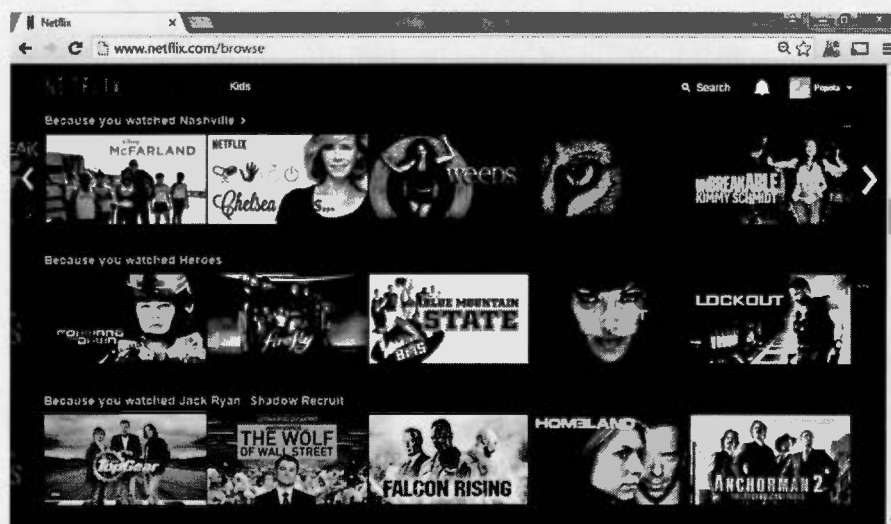


Figure 4.1 Capture d'écran des rangées de l'interface de Netflix

Pour avoir accès aux sections genres (classement des contenus par genres), l'utilisateur doit glisser le curseur sur le bouton « *Browse* », sur le menu supérieur de l'interface. L'utilisateur visualise alors une boîte contenant une liste de groupes de contenus différents de ceux de la page d'accueil. En choisissant un genre, l'utilisateur peut avoir accès à une nouvelle page de contenus. La section « *New Arrivals* », présente dans cette liste de groupements de contenus, est composée de rangées titrées, tandis que dans toutes les autres sections genres, les rangées ne sont pas titrées. Nous considérons que cela

indique que « *New Arrivals* » représente une section liée à la notion de temporalité (les contenus plus récents sur le service). De plus, les rangées qui composent cette section raffinent la catégorisation des contenus. Par exemple, les rangées « *Recently added in Action & Adventure* » et « *Recently Added In Documentaries* » composent la section « *New Arrivals* ». Les rangées titrées de cette section ont les mêmes symboles indicateurs de mouvement à l'horizontale (flèches et ligne découpée) que ceux des rangées de la page d'accueil. Les rangées sont aussi verticalement distribuées l'une après l'autre. En ce sens, cette section suit le même modèle de navigation que celui de la page d'accueil. Dans les autres sections genres, comme « *TV Shows* » et « *Comedies* », l'utilisateur peut reclasser les contenus présentés en utilisant l'option « *Subgenres* » (boîte à texte portant une nouvelle liste d'options) et l'option « *Suggestion For You* ». La boîte de classement des contenus « *Suggestions For You* » permet d'organiser le contenu de cette section selon les évaluations (les titres mieux évalués sont plus haut), l'année de lancement et l'ordre alphabétique. L'utilisateur peut ainsi bouleverser l'ordre de présentation des contenus. En ce sens, « *Subgenres* » et « *Suggestions For You* » servent à raffiner la recherche. Contrairement à la logique de navigation de la page d'accueil et de la section « *New Arrivals* », il n'est pas possible de rouler les contenus à l'horizontale. Dans ce cas, l'exploration des contenus n'est faite qu'à la verticale. Nous pensons que la version web du service possède des capacités spatiales (longueur de la page et navigation par *scroll*) qui permettent de présenter tous les contenus à la verticale. Cela dispenserait la nécessité de la navigation à l'horizontale.

Lorsque l'utilisateur clique sur un contenu pour connaître sa description (fiche), il peut explorer tant le contenu sélectionné que les contenus similaires indiqués par l'expression « *More Like This* ». Sur le contenu sélectionné, on trouve le titre du contenu, la durée, le résumé, la date de lancement, la qualité de l'image (HD, par exemple), des *trailers*, des critiques, la note générale attribuée au contenu et la fiche technique (réalisateur, *cast*, genre et maturité). Dans le cas des séries télévisuelles, on

voit la saison, le numéro de l'épisode ainsi que les titres et les résumés des autres épisodes. Dans l'option « *More Like This* », on trouve un nouveau groupement de contenus similaires avec le contenu sélectionné. Cela est notamment suggéré par le titre de ce groupe de contenus et par sa position dans l'interface (à l'intérieur de la page du contenu sélectionné). Ce groupement de contenus similaires nous renvoie à l'idée d'une exploration du catalogue par un nouveau classement des produits (titres liés à celui qui est visualisé). La navigation de la fiche de description des contenus est ainsi centrée sur l'exploration d'informations sur le contenu sélectionné et sur l'exploration de contenus similaires.

En ce sens, l'interface propose une navigation basée sur le raffinement de la catégorisation des contenus. La page d'accueil, les sections genres et les pages de présentation des contenus conduisent l'utilisateur à préciser ses intérêts. Ces pages possèdent des outils particuliers pour exécuter cette tâche de classement des contenus. Ces outils sont les suivants : les rangées titrées, les listes de genres et de sous-genres et les listes associées aux contenus sélectionnés.

4.3.3.3 Les feedbacks

Nous pensons que les réponses des usagers aux propositions du service composent le troisième grand noyau des usages prescrits de Netflix. Les outils qui rendent les feedbacks possibles peuvent être bien visualisés en quatre types de page : page de présentation des contenus, « *Home* », « *My Account* » et fonction « *Post-Play* ».

À l'intérieur de toutes les pages de présentation et de description des contenus, il est possible de partager le contenu (« *Share* »), de connaître les commentaires d'autres membres et la note générale du contenu sélectionné (échelle d'étoiles) ainsi que de commenter et de donner une note au contenu. Les commentaires d'autres membres sont accompagnés par les notes qu'ils ont attribuées au contenu sélectionné. Par contre, ces membres ne sont pas identifiés. Le contenu a ainsi trois niveaux d'évaluation : note générale, notes individuelles des membres et commentaires. Les notes générales et celles individuelles d'autres membres sont représentées par des étoiles rouges, tandis que les notes données par l'utilisateur du profil sont représentées par des étoiles jaunes. Cet ensemble d'évaluations indique que les membres Netflix peuvent exercer la fonction d'évaluateur des contenus. Ce feedback des usagers est appliqué au service et revient aux autres usagers sous la forme de notes et de commentaires accessibles à tous. Ces évaluations offrent plus d'information aux usagers pour qu'ils puissent choisir de regarder ou non un contenu.

Dans la page d'accueil, la notion de feedback est aussi présente. Les titres des rangées référant directement à l'utilisateur suggèrent une sorte de feedback, mais cette fois-ci de la part du service. « *Because You Watched* [nom du contenu] », « *Continue Watching For* [nom du profil] » et « *Top Pick For* [nom du profil] » représentent les titres des rangées qui illustrent la réaction du système aux actions de l'utilisateur.

Dans la section « *My Account* », les pages « *My Activity* » (liste de tous les contenus visionnés par l'utilisateur du profil), « *Ratings* » (liste des notes données par l'utilisateur du profil), « *Test participation* » (autorisation aux tests exécutés sur l'interface) et « *Reviews* » (liste des commentaires faits par l'utilisateur du profil) corroborent la logique de feedback de Netflix. Ces pages permettent à l'utilisateur d'avoir accès aux listes de certaines actions effectuées lors de l'usage. En ce sens, ces pages donnent un certain

contrôle des traces d'usage à l'utilisateur du profil, car ces pages possèdent des outils qui permettent aux utilisateurs de supprimer les informations listées. Cela met en lumière l'enregistrement de l'historique d'usage des utilisateurs. Ces pages représentent une tentative de montrer que les réponses ou les feedbacks des utilisateurs sont pris en compte par le service.

Dans la page de la fonction « *Post-Play* », nous voyons que la demande de feedbacks est explicite lorsque le service pose la question « *What Did You Think Of Episode 6?* ». Ce lien permet à l'utilisateur de rédiger un commentaire sur le contenu regardé. La fonction « *Post-Play* » donne aussi la possibilité de regarder un autre contenu immédiatement après ce qui vient d'être visionné. Dans le cas des séries, cela serait le visionnement du prochain épisode (« *Next Episode Playing In 30 Seconds* ») ou d'autres épisodes de la même série (« *More Episodes* »). Cette fonction est associée à un type de feedback, car il y a clairement une proposition d'un mode de visionnement de la part du service (écoute en rafale). L'acceptation de cette proposition peut être perçue comme une réponse ou un feedback de l'utilisateur.

4.3.3.4 Les instructions explicites

Les instructions explicites composent le quatrième noyau des usages prescrits par Netflix. Ces instructions sont accessibles par les liens distribués dans les menus supérieur et inférieur. Dans le menu supérieur, il y a deux liens spécifiques : « *Help Center* » (dans la boîte qui s'ouvre au-dessous de l'identification du profil) et « *Ways To Watch* » (dans la boîte qui s'ouvre au-dessous de « *Browse* »). Dans le menu inférieur, il y a trois liens spécifiques liés à l'usage du service : « *Help Center* », « *Terms Of Use* » et « *Privacy/Cookies* ». Ces pages présentent des informations sur la

façon d'utiliser le service Netflix. Les liens mentionnés dans ces menus transfèrent la navigation vers le site web de Netflix. Nous revenons à ces résultats dans l'étape suivante de notre recherche.

Nous concluons que la configuration des usages par l'interface⁵⁰ de Netflix découle d'une logique de personnalisation et d'individualisation de l'usage. Cette logique s'incrit dans le service par l'emploi du système de profils. Cette configuration des usages est aussi associée à la formation de niches spécifiques d'intérêts. Ces niches se rendent visibles par la formation des groupements de contenus (rangées, section genres, section sous-genres) et par l'utilisation des outils de raffinement du classement de contenus (outils de classement manuel et fiche de description de contenus présentant des contenus similaires à ceux sélectionnés). Ces groupements et ces outils guident la navigation vers l'exploration de contenus toujours reliés entre eux. Les feedbacks des membres sont valorisés à l'interface dans la mesure où les titres des rangées, comme « *Because you watched* [nom du contenu] », font référence directe à l'historique d'usage. Ainsi, l'utilisateur configuré de Netflix émerge de ce contexte de personnalisation comme un producteur de feedbacks qui collabore de façon plus ou moins consciente aux différents types de classement présents à l'interface.

⁵⁰ Les tableaux synthèse des noyaux des usages prescrits par l'interface se trouvent dans l'annexe J.

4.4 Étape 3 : étude du site web

4.4.1 Introduction

Le corpus de captures d'écran du site web de Netflix a été enregistré les 20 et 28 janvier, le 23 février et le 2 mars 2016. Nous avons remarqué que de nouvelles pages ont été ajoutées au « Centre d'aide » de ce site. Comme cette section rassemble les suggestions d'usage du service Netflix, nous avons considéré pertinent d'enregistrer ces nouvelles pages dans notre corpus. Nous avons ainsi analysé deux cent quatre (204) captures d'écran. Par contre, lors du découpage des matériaux, certaines pages de la section « Centre d'aide » ont été exclues. Nous avons sélectionné les pages à partir de deux critères : proximité avec la réalité de l'utilisateur résident au Canada et les sujets liés à l'usage général du compte⁵¹. Nous avons aussi observé des pages identiques dans les sections « Centre d'aide » et « FAQ ». Les pages répétées ont été ignorées. La « Déclaration de confidentialité » et les « Conditions d'utilisation » ont été analysées à l'aide d'une fiche de lecture, car les éléments textuels y sont élémentaires. Les fiches de lectures nous ont permis de mieux identifier les principaux aspects de l'usage de Netflix, abordés dans ces textes.

Nous avons d'abord décidé d'appliquer la grille d'analyse de l'étude de l'interface du service Netflix dans l'analyse du site web. Toutefois, les objectifs de chacun de ces volets d'étude sont différents. Ce troisième volet analyse comment le site web présente l'usage et l'utilisateur de l'interface du service de visionnement de contenus Netflix. Nous avons ainsi reformulé notre grille d'analyse en enlevant les lignes 6, 7 et 8 (dispositions des éléments textuels, des images et des icônes à l'écran). Nous avons réalisé que ces

⁵¹ Les particularités concernant les types d'appareils et les versions du service disponibles dans ces appareils ne sont pas abordées dans cette recherche.

lignes seraient plus pertinentes si nous voulions étudier la manière dont le site web prescrit les usages de son interface elle-même.

Notre analyse nous permet de saisir que Netflix s'efforce d'expliquer aux membres la pertinence de l'individualisation de l'usage, de la récolte et du traitement de données dans la personnalisation de son service. Sur son site web, Netflix présente les caractéristiques du système de profils, les conseils par rapport à l'expérience « *outstanding* » de Netflix et les règles qui définissent l'usage. Les résultats de l'analyse du site web de Netflix sont ainsi divisés en deux volets : **représentation de l'utilisateur et usages prescrits**.

4.4.2 La représentation de l'utilisateur selon le site web de Netflix

Nous analysons la représentation de l'utilisateur Netflix⁵² à partir des éléments qui caractérisent le compte utilisateur Netflix et les profils. Nous exposons cette analyse en détaillant les sections suivantes : « Centre d'aide » (CA), « Conditions d'utilisation » (CU) et « Déclaration de confidentialité » (DC).

Dans le « Centre d'aide », la plupart des questions ont l'utilisateur Netflix comme énonciateur (par exemple, « Où puis-je visionner Netflix ? »). Les boutons « Accès aux membres » et « Commencez votre mois gratuit » sont toujours présents sur les pages de cette section. Selon le « Centre d'aide », si la personne se connecte à son compte Netflix par son compte Facebook, sa photo de profil et les informations Facebook sont

⁵² Un tableau résumé des caractéristiques de la représentation de l'utilisateur Netflix sur le site web se trouve dans annexe K.

intégrées au service de Netflix. Le service ne permet plus aux nouveaux membres les « fonctions sociales » de Facebook sur Netflix. Il ne les permet qu'aux usagers qui les utilisaient auparavant. Pour créer un compte Netflix, on doit entrer quatre informations : nom, adresse courriel, mot de passe et plan d'abonnement. Le membre Netflix peut créer jusqu'à cinq profils individuels. Il peut aussi filtrer les contenus selon l'âge ou la maturité des usagers de chaque profil. Afin d'expliquer le fonctionnement du compte et des profils, une capsule vidéo⁵³ renforce l'importance de la personnalisation. D'ailleurs, le « Centre d'aide » indique que l'utilisateur peut masquer son historique de visionnement en cliquant sur le « x » à côté du titre. Le titre enlevé ne sera plus affiché dans la rangée de visionnement récent ou « *Continue Watching* ». Netflix n'utilisera plus le visionnement de ce titre dans la création des recommandations. Le « Centre d'aide » expose aussi l'importance des évaluations dans la création des recommandations de chaque profil. Selon les textes, les recommandations sont définies par les notes (échelle d'étoiles de 1 à 5) et par l'historique de visionnement. À partir de ces informations, nous renforçons les résultats des étapes 1 et 2 de cette recherche : les évaluations, l'historique de visionnement et les types de recommandations composent le processus de construction des profils (représentation de l'utilisateur) au sein du service Netflix. Selon une autre capsule vidéo⁵⁴ et d'autres textes du « Centre d'aide », les profils permettent le fonctionnement de certaines fonctions comme la recommandation personnalisée, la liste de titres visionnés, les évaluations, les critiques et la fonction « *My List* ». Dans un compte, chaque profil doit avoir un nom différent des autres. Tous les profils peuvent être supprimés, sauf le profil principal. Si un profil est supprimé, l'historique de visionnement ne sera plus disponible. Le contrôle parental se fait sur chaque profil individuellement. Dans le « Centre d'aide », nous avons aussi appris que le profil « Kids » est dédié aux enfants âgés de 12 ans et moins. Le changement du plan

⁵³ La transcription de l'audio de cette capsule vidéo se trouve dans l'annexe L.

⁵⁴ La transcription de l'audio de cette capsule vidéo se trouve dans l'annexe M.

d'abonnement peut être effectué par tous les profils, sauf le profil des enfants. L'annulation du plan d'abonnement et du compte Netflix peut être faite à n'importe quel moment. Après l'annulation d'un compte, Netflix conserve les données de visionnement pendant 10 mois. Si l'utilisateur veut réactiver son compte, il peut aussi le faire à n'importe quel moment.

Au-delà des formalités du compte, le texte des « Conditions d'utilisation » de Netflix indique que son membre doit absolument être âgé d'au moins dix-huit ans ou avoir la majorité dans la province, dans le territoire ou dans le pays de résidence. Pour utiliser Netflix, si l'utilisateur n'a pas atteint la majorité, il doit avoir la supervision d'un parent ou d'un tuteur légal. Le contrôle parental permet de restreindre le niveau de maturité des contenus à partir des configurations de la section « Votre compte » du service. Le service suggère au propriétaire du compte de ne pas révéler son mot de passe afin d'avoir le contrôle exclusif. D'ailleurs, le service Netflix utilise une technologie⁵⁵ qui permet de reconnaître le détenteur du compte et qui fournit l'accès direct au compte, sans devoir ressaisir le mot de passe.

Selon la « Déclaration de confidentialité », les renseignements des usagers proviennent de trois types de récolte : de données déclaratives, automatique et par d'autres sources. La récolte de données déclaratives réfère aux informations personnelles déclarées par les usagers, comme les paramètres des comptes (nom, adresse courriel, code postal, mode de paiement et numéro de téléphone), les évaluations des contenus et la création de listes de préférences. Les données de la récolte automatique proviennent des interactions des usagers avec le service Netflix (sélection des titres, historique de

⁵⁵ Des témoins sont utilisés dans l'authentification et d'identification des comptes. Selon la Déclaration de confidentialité de Netflix (6 janvier 2016, p.7), cette technologie représente « [...] des petits fichiers de données qui sont généralement stockés dans votre appareil lorsque vous naviguez et utilisez des sites Web et des services en ligne. »

visionnement et recherches), avec le service à la clientèle (date, heure, motif de l'appel, transcription des sessions de clavardage et numéro de téléphone), avec les appareils utilisés⁵⁶ et avec les publicités liées au service. Les données obtenues dans la récolte par d'autres sources sont des renseignements provenant des fournisseurs de données en ligne et hors ligne (données supplémentaires). Le comportement de navigation sur Internet et les informations démographiques reliées au contexte de l'utilisateur de Netflix sont un exemple de ces données. Dans la « Déclaration de confidentialité », Netflix met l'accent sur la fonction des profils dans son service. Ces profils permettent de « [...] personnaliser l'expérience de Netflix autour des films et des émissions de télé qu'ils [les usagers] aiment » (Déclaration de confidentialité Netflix, 6 janvier 2016). Tous les membres du foyer qui utilisent le compte Netflix peuvent accéder à tous les profils. Netflix conseille aux membres d'expliquer aux autres usagers du compte que les profils personnalisent l'expérience Netflix par l'historique d'usage. Chaque usager doit utiliser son profil. « Vous devriez l'expliquer à tous les autres utilisateurs de votre compte, et si vous ne souhaitez pas qu'ils utilisent ou mettent à jour votre profil, assurez-vous de le leur dire. » (*Ibid.*)

4.4.3 Les usages prescrits : ce que le site web Netflix enseigne aux usagers

Pour expliquer le plan d'action de Netflix, nous présentons les suggestions d'usage et les éléments qui composent la représentation du service lui-même. Lors de nos premières analyses, nous avons noté que Netflix inclue certains aspects des usages

⁵⁶ Ces données sont les identifiants uniques (ID) des appareils, les caractéristiques des appareils et des logiciels (type et configuration), les informations de connexion, les statistiques des pages consultées, l'URL de renvoi, les données publicitaires (les impressions enregistrées par un témoin, l'adresse URL du site web où l'impression a été enregistrée, la date et l'heure), l'adresse IP, les informations standard de connexion à Internet, l'utilisation de témoins, de pixels espions et d'autres technologies.

préscrits dans la présentation de son service. Ici, nous exposons les résultats⁵⁷ de nos analyses à partir des pages et des sections suivantes : page d'accueil (A), « FAQ », « Centre d'aide » (CA) et « Conditions d'utilisation » (CU).

Sur la page d'accueil, nous avons trouvé des éléments textuels et des images qui nous indiquent certaines caractéristiques de l'usage du service Netflix. Ces caractéristiques sont les suivantes : usage illimité sans interruption, espace sécuritaire pour les enfants, possibilité de mobilité, variété de titres, accès facile, service sans contrat à long terme et contenus originaux Netflix. Les phrases sur la page et les images d'éventuels usagers indiquent les grandes lignes de cette présentation du service à l'utilisateur. Les éléments textuels de cette page soulignent que le service possède un système de personnalisation selon les goûts et des nouveautés en permanence.

Dans le « FAQ », Netflix met l'accent sur la quantité illimitée de titres à visionner et sur le contrôle de l'utilisateur sur l'exécution des contenus. L'entreprise indique que plusieurs facteurs peuvent affecter la qualité d'image des contenus. L'utilisateur peut gérer l'utilisation de la bande passante auprès du fournisseur d'accès Internet ou auprès de Netflix dans les paramètres du compte.

Dans le « Centre d'aide », Netflix aborde l'importance de l'usage individualisé de Netflix en suggérant la création des profils. Cette préférence du service est indiquée par des formulations suggestives, par l'emploi de l'impératif et par l'identification du pronom "nous" (l'utilisateur énonciateur). Le volume de feedbacks de l'utilisateur est directement associé à la capacité du service d'offrir des recommandations « pertinentes ». Les types de feedbacks soulignés par Netflix sont les suivants : le

⁵⁷ Voir le tableau résumé des usages prescrits par le site web Netflix dans l'annexe N.

visionnement, les évaluations (échelle d'étoiles) et les commentaires. « Plus vous utilisez Netflix, plus le contenu que nous vous suggérons sera pertinent. »⁵⁸ Après l'ajout des titres à la rangée « *My List* », le système les trie et place d'abord les plus susceptibles d'être choisis par l'utilisateur. Netflix affirme qu'elle veut donner plus de visibilité aux contenus ajoutés récemment à la liste, les contenus qui ont de nouvelles saisons disponibles, les contenus visionnés par les amis de l'utilisateur (Facebook) et les contenus de la liste qui expireront bientôt. La fonction « *Post-Play* »⁵⁹ permet de continuer sur le même épisode, de commencer immédiatement l'épisode suivant, de retourner à la bibliothèque de Netflix ou de consulter les autres épisodes. Après deux épisodes, cette fonction demande généralement à l'utilisateur s'il visionne toujours les contenus. La lecture automatique des contenus peut être désactivée dans la section « *My Account* ». Par contre, la fonction « *Post-play* » ne peut pas être désactivée. Le service suggérera toujours de nouveaux contenus à regarder.

Les « Conditions d'utilisation » indiquent que le contenu disponible sur Netflix varie selon l'emplacement géographique, y compris la fonction « *My List* » et que le service Netflix est mis à jour de façon continue. Divers aspects du service sont mis régulièrement à l'essai. L'usage de Netflix implique l'acceptation de toutes les règles liées au contenu, au logiciel et au fonctionnement du service.

⁵⁸ Voir les captures d'écran CA28, CA29, CA30 dans l'annexe O.

⁵⁹ Voir les captures d'écran C98 et C99 dans l'annexe P.

4.5 Synthèse

Les analyses des trois actants (système de recommandation, interface et site web) nous ont permis d'explorer la configuration de l'utilisateur par Netflix. Le plan d'abonnement rassemble des règlements qui définissent les relations entre les acteurs (opération de traduction). Étant donné les résultats, nous concluons que la configuration des usages par le service de vidéo à la demande Netflix découle de quatre aspects principaux : **la personnalisation, la création de catégories comme mode de consommation encouragé, l'adaptation et les feedbacks.**

La personnalisation représente le principal objectif de Netflix. Le déploiement de nouvelles fonctions, telles l'intégration des profils Facebook en 2012 et la création d'un système de profils en 2013, ont permis de cibler individuellement les membres d'un foyer. Les types et le volume de données récoltées d'un profil, cités dans les textes du blogue, du « Centre d'aide » et de la « Déclaration de confidentialité », nous conduisent à penser que les traces de l'utilisateur sont importantes dans la composition des profils. L'historique du comportement des membres est l'élément le plus expressif dans la constitution d'un profil dans le logiciel. Cet historique d'usage permet au système de recommander des contenus et d'arranger l'interface du logiciel afin de l'adapter aux caractéristiques du profil. Dans ce contexte de personnalisation, les utilisateurs configurés de Netflix représentent ainsi une entité plurielle composée de deux niveaux d'identification : le compte (identification du groupe de profils) et les profils (identification des utilisateurs). Cet utilisateur configuré est plus ou moins conscient de la production des recommandations à partir des données générées par lui et de la personnalisation du service. Cette conscience de la recommandation est ouvertement expliquée par Netflix dans son Tech Blog, sur l'interface du service et dans les guides d'usage du site web. En tant que mécanisme *standard* de Netflix, l'individualisation de

l'usage par l'utilisation des profils est aussi fortement recommandée par les guides d'usage trouvés dans son site web.

La création de catégories, deuxième aspect de la configuration des usages, est associée à la personnalisation du service. En individualisant l'usage par les profils, le système de recommandation peut avoir des traces plus précises de chaque usager. Ce système a subi des transformations au fil des années en raison de l'optimisation des travaux, de la personnalisation du service et de la création d'un système « *world-class recommendation* ». Pour ce faire, Netflix a développé de nouvelles *features* qui ont généré de nouvelles catégories de classement et qui se sont accumulées dans le système pour catégoriser les membres et les contenus. Le concepteur (Netflix) décide des transformations de son logiciel à partir de différents facteurs. L'intégration de nouvelles *features*, de modèles de calculs et du système de profils découle des intuitions, des objectifs, des nécessités et des conditions de production de l'entreprise. Les transformations du logiciel découleraient aussi d'une culture de travail appelée par l'entreprise « culture de la donnée ». Ses décisions seraient guidées par les données. La prédiction des notes des contenus (*feature*) ainsi que les modèles de calculs SVD et RBM ont émergé du concours Netflix Prize comme des solutions aux problèmes de recommandation à l'époque. La détermination de la similarité (*feature*) entre membres et de la similarité entre contenus a aussi collaboré à la catégorisation par l'analyse des métadonnées, des évaluations et des données de visionnement. La quête de la jouissance des membres a entraîné un processus d'intégration d'autres *features*, comme la popularité des contenus, la fraîcheur et la diversité. La combinaison de modèles de calculs algorithmiques (*machine learning*) et des tests A/B a permis à Netflix de faire des recommandations et de générer de nouvelles métriques. Ces mesures seraient appliquées sur l'ensemble des membres afin de dégager d'autres catégories ou niches. La création des rangées représente la manifestation la plus évidente de ce processus de catégorisation. Créer des rangées à partir des *features*, en tant qu'éléments communs

entre les contenus qui la composent, représenterait une façon de personnaliser l'offre de contenus et de donner de nouveaux sens aux groupements de contenu (titre des rangées). Au-delà du classement, l'ordre des contenus d'une rangée et la position de ces rangées sur la page représentent aussi une tentative d'atteindre les préférences des usagers. À partir de cette organisation des rangées, la recherche par des thématiques différentes se fait par des mouvements à la verticale et la recherche par des thématiques similaires se fait par des mouvements à l'horizontale. Le fait de défiler à la verticale permet d'ignorer ce qui n'est pas pertinent et celui de rouler les rangées à l'horizontale permet d'explorer les groupements de contenus. Cette exploration des groupements de vidéos encore plus précis (niches) et les outils manuels de raffinement des catégories tentent de réduire le temps de choix d'un contenu et d'atteindre une expérience plus jouissive. La création de catégories ou la précision de niches d'intérêts représente ainsi un mode de consommation encouragé par Netflix. Espérant rattraper les plus hauts niveaux de satisfaction des membres, Netflix engendre les calculs algorithmiques en temps réel pour pointer les « tendances » de visionnement (rangée « *Trending Now* »). La création des rangées personnalisées a été intégrée au système pour complexifier le processus de la recommandation et cibler les usagers.

L'adaptation du service Netflix aux divers contextes ou environnements est signalée par les travaux de « *Quality of experience* » et de « *Quality of streaming* », décrits dans les textes du blogue. Ces travaux tentent non seulement de garantir une expérience « *outstanding* » de Netflix, mais aussi d'éviter des « bruits » dans les données entrant dans le système de recommandation. Pour Netflix, l'usage doit résulter des préférences de l'utilisateur. Par exemple, lors d'une exécution de contenus en rafale, la fonction « *Post-Play* » demande une confirmation de la présence de l'utilisateur, qui permet au service de s'assurer que le marathon résulte de la préférence de l'utilisateur, non d'un oubli ou d'un utilisateur endormi. Pour Netflix, le non-visionnement d'un film ou une mauvaise évaluation d'une série ne peuvent pas être associés à un problème de qualité d'image

ou de sous-titre. Étant donné l'expansion mondiale de Netflix, ces travaux de contrôle de qualité doivent s'adapter aux changements du service. Le type d'appareil utilisé est aussi considéré lors de la remise des recommandations. L'interface de Netflix peut s'adapter aux divers appareils. Cette adaptation permettrait la captation de plus de données, surtout sans « bruits ». Les données doivent être encore liées aux préférences et aux goûts des membres. L'utilisateur peut ignorer un contenu recommandé, mais cela ne peut pas être le résultat d'un problème d'adaptation de l'interface. La capacité d'adaptation à différentes technologies et réalités mondiales introduit le quatrième aspect de la configuration des usages par Netflix : le feedback.

La croissance du nombre de membres Netflix a impliqué une croissance dans la quantité de données à gérer, laquelle collabore à la personnalisation et à la création de nouvelles catégories de classement. Comme déjà mentionné, le volume de feedbacks des usagers est directement associé à la capacité du service d'offrir des recommandations « pertinentes », selon Netflix. Notons que ces feedbacks représentent les réactions de l'utilisateur devant les propositions du système. Dans les tests A/B et dans les calculs de *machine learning*, l'historique d'usage est incorporé à ces feedbacks afin de définir les meilleures compositions de pages (*page levels*), les meilleurs paramètres et les nouvelles *features*. Ces données permettent de concevoir et d'entraîner les calculs déployés. Au-delà de la récolte automatique, les données déclarées émergent des boutons et des fonctions visibles à l'interface du service. Les notes, la rangée « *My List* », les commentaires des membres, le bouton de partage du contenu et la fonction « *Post-play* » sont à l'écran pour générer de bonnes données pour le système. Les guides d'usage, sur le site web, soulignent toujours l'importance des évaluations et de la génération des feedbacks. Plus un usager reste sur le service (rétention), plus de feedbacks sont générés, plus les travaux du système de recommandation seront précis, selon Netflix. La fonction « *Post-Play* » est tout à fait en accord avec la notion de consommation en excès de contenus et la production de gros volumes de feedbacks.

Ces aspects qui composent la configuration des usages par Netflix nous conduisent à penser la capacité d'adaptation du logiciel et d'anticipation de l'usage par les algorithmes comme manifestation des *affordances*. L'adaption du logiciel aux différents environnements permet à Netflix de configurer son usager d'une façon optimale par la personnalisation. Quant à l'anticipation de l'usage, le concepteur tente d'aligner son usager configuré à son « usager effectif » par le calibrage des calculs du système de recommandation et d'autres structures techniques. Cet « usager effectif » émerge de l'action en tant que telle. Les algorithmes du système de recommandation tenteraient de stabiliser l'usager inscrit dans le service et celui qui le décrit par l'action. Dans l'opération de traduction de Netflix, l'« usager effectif » peut approuver ou refuser sa version configurée en rentrant de nouveaux feedbacks dans le logiciel.

CHAPITRE V

DISCUSSION

Ce chapitre présente une discussion sur certains aspects qui ressortent de nos résultats. Après une brève introduction, nous analysons ces aspects en empruntant les idées des auteurs de la sociologie des usages, des *Software Studies* et d'autres afin de porter un regard plus large sur les enjeux qui entourent l'utilisateur configuré de Netflix.

5.1 Introduction

Les théories de la conception nous ont permis de comprendre la configuration des usages par Netflix à partir des analyses des *scripts* des actants impliqués dans cette opération de traduction. La théorie de l'acteur réseau (Akrich, 2006 a, 2006b) et la notion d'utilisateur configuré (Woolgar, 1991) nous ont fourni des bases conceptuelles pour penser la représentation de l'utilisateur ou usager virtuel (Bardini, 1996) et les usages prescrits (Millerand, 2008b; Jauguiberry et Proulx, 2011) dans le cas de Netflix. Ces théories issues de la sociologie des usages permettent de penser la logique de prescription dans laquelle l'utilisateur configuré de Netflix est inscrit. À partir de nos résultats, nous discutons les aspects suivants : une « culture de la donnée » (« *data driven* »), les enjeux de la production de sens par la catégorisation et l'économie basée sur la jouissance collective.

5.1.1 Le *data* comme matière première de la prise de décision

La compagnie Netflix souligne, dans des textes de son Tech Blog, les motivations pour lesquelles des modifications ont été intégrées à son système de recommandation. Parmi ces motivations, la « culture de la donnée », évoquée majoritairement par la compagnie, ne reflète qu'une partie des enjeux des transformations techniques du logiciel Netflix.

Les « *patterns of inclusion* », cités par Gillespie (2014, p. 168), mettent en relief les choix effectués lors de la conception des calculs et leur « *political valence* », comme la façon dont les données sont insérées dans ces calculs et les éléments qui seront exclus ou inclus. Comme déjà mentionné, Netflix a donné un million de dollars à une équipe et n'a pas appliqué la solution pour laquelle elle avait payé. Rappelons le texte du blogue, « *We evaluated some of the new methods offline but the additional accuracy gains that we measured did not seem to justify the engineering effort needed to bring them into a production environment.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 16) L'utilisation de la solution BellKor (Bell et al., 2007) et l'exclusion des solutions gagnantes du grand prix représentent une prise de décision basée sur une économie d'efforts de génie de l'information. L'application des solutions gagnantes du grand prix n'aurait pas été réalisable dans l'environnement de production de Netflix à l'époque. Si le concours visait à améliorer l'expérience des membres de Netflix, en augmentant de 10 % la précision des calculs, les conditions de production de l'entreprise ont été plus importantes que cet objectif dans les modifications du système de recommandation. À ce propos, il faut noter que le concours Netflix Prize a été lancé en 2006, après l'ouverture de son *training set* et de son *qualifying set*⁶⁰ au public, lesquels fournissaient les données à utiliser dans la conception des calculs. Ces ensembles

⁶⁰ Le *training set* était composé de cent (100) millions d'évaluations des membres et dix sept milles sept cents (17,700) films et séries (Hallinan et Striplas, 2014). Le *qualifying set* comptait les nombres d'identification des membres, les items évalués par eux et les dates des évaluations (*Ibid.*).

d'informations appartenaient à l'ancien système *Cinematch* qui gérait les recommandations des DVDs, alors que le service était le produit principal de l'entreprise. Notons que le service de *streaming* a été lancé en 2007, l'année suivant le lancement du concours. En 2009, date de la fin du concours, Netflix avait un public avec des attentes diversifiées, des types différents de données et une nouvelle forme d'interaction du membre avec son service, selon l'entreprise : « *Streaming has not only changed the way our members interact with the service, but also the type of data available to use in our algorithms.* » (The Netflix Tech Blog, 2012a p. 16) Dans le service de location de DVDs, les choix des membres sont éloignés du visionnement. Le système de recommandation ne créait qu'une file d'attente de contenus qui pouvaient être loués et envoyés par la poste dans les jours à venir (*Ibid.*). Ces choix seraient faits avec beaucoup plus de soin, car l'échange d'un titre pourrait prendre beaucoup de temps, selon Netflix. Dans le système de *streaming*, les membres peuvent choisir et consommer les contenus immédiatement les essayer avant de les regarder ou consommer plusieurs contenus l'un après l'autre. Selon Netflix, cette relation avec son service a changé la qualité et la quantité des données récoltées. « [...] *we can observe viewing statistics such as whether a video was watched fully or only partially.* » (*Ibid.*, p.16) La consommation immédiate des contenus apporterait des motivations différentes, souvent liées aux intentions immédiates du membre⁶¹.

Selon les communiqués de presse de l'entreprise, le CEO Reed Hastings était conscient des difficultés de l'acceptation du service de *streaming*, mais cette dernière ne serait qu'une question de temps. "*While mainstream consumer adoption of online movie watching will take a number of years due to content and technology hurdles, the time*

⁶¹ Techdirt Times-change dept, « *Why Netflix Never Implemented The Algorithm That Won The Netflix \$1 Million Challenge.* », 13 avril 2012, Récupéré le 4 mai 2016 de <https://www.techdirt.com/blog/innovation/articles/20120409/03412518422/why-netflix-never-implemented-algorithm-that-won-netflix-1-million-challenge.shtml>

is right for Netflix to take the first step [...]"⁶². Certaines publications de l'époque du lancement du service de *streaming* mentionnent aussi la compétition entre Netflix et Blockbuster dans le marché de la location de DVDs. « *Blockbuster has been aggressively advertising its DVD-by-mail service on TV and touts its Total Access program as a major advantage over Netflix.* »⁶³ Les intentions de Netflix étaient aussi concentrées sur l'expansion de son service à tous les types d'appareils⁶⁴. Ainsi, le processus d'exclusion et d'intégration de modèles de calculs dans le système de recommandation de Netflix, dans le cas des solutions du concours, découlerait des perspectives de marché de l'entreprise. Ce contexte économique a collaboré au bouleversement du format du service (passage au *streaming*) et, par conséquent, du processus de récolte des données. Ces changements se rapprochent des discussions de Gillespie (2014) sur l'alimentation des *datasets* qui sont lus par les algorithmes. « *Algorithms are inert, meaningless machines until paired with databases on which to function.* » (Gillespie, 2014, p. 169) L'obtention des nouvelles données durant l'usage du service a aussi bouleversé les types et le volume des données utilisées dans la conception des calculs du système. Dans la production de recommandations, les données sont à la base de l'entraînement des calculs. « *Nevertheless, we can treat the two [structures de données et algorithmes] as analytically distinct: before results can be algorithmically provided, information must be collected, readied for the algorithm, and sometimes excluded or demoted.* » (Gillespie, 2014, p. 169) Les intuitions et les intentions de la direction de Netflix semblent secondaires dans le discours déployé dans le blogue. Toutefois, ces facteurs entrepreneuriaux ont été prépondérants dans les transformations du système, comme le type de récolte à faire et la manière de traiter les

⁶² Nate Anderson. 16 janvier 2007. *Netflix offers streaming movies to subscribers*. Récupéré le 4 mai 2016 de <http://arstechnica.com/uncategorized/2007/01/8627/>

⁶³ *Ibid.*

⁶⁴ *Ibid.*

données. Ces intuitions, ces intentions et ces besoins ont même abouti à ignorer les résultats d'un investissement d'un montant d'un million de dollars.

Le Tech Blog présente différentes motivations afin de justifier les changements du système de recommandation. Les données des usagers sont abordées comme les principaux guides des changements. Les intentions de Netflix envers son *business* sont présentées comme des facteurs secondaires. Quant à cette « culture de la donnée », Netflix pointe les tests A/B comme un outil dans la prise de décision. « *A/B tests let us try radical ideas or test many approaches at the same time, but the key advantage is that they allow our decisions to be data-driven.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 14) Dans le Tech Blog, Netflix nie l'implication de ses intérêts, dans le traitement des données. « *We are not recommending it because it suits our business needs, but because it matches the information we have from you* » (The Netflix Tech Blog, 2012a, p. 17). La compagnie affirme aussi que des facteurs qui peuvent faire plaisir aux membres sont plus pertinents que l'optimisation de l'efficacité de son système lui-même. « *To achieve this, in many parts of our system we are not only optimizing for accuracy, but also for diversity.* » (Ibid., p. 17)

Par ailleurs, Netflix expose comment ses intérêts impliquent la constitution des calculs et la récolte des données. Souvent, lors du traitement des données, l'entreprise joue le rôle de « décideur » des modifications. Quant aux tests A/B dans la création des *features*, la compagnie affirme qu'ils sont efficaces, mais que cela prendrait beaucoup de temps et d'argent. « *This procedure might be time consuming and not very cost effective.* » (The Netflix Tech Blog, 2012c, p. 12) D'ailleurs, ces tests sont fondés sur des objectifs de l'entreprise, comme l'augmentation de l'engagement et la rétention des membres. Les variables et d'autres aspects sont incorporés dans la conception des tests A/B, en accord avec l'objectif de l'entreprise. En cas d'échec, Netflix doit décider aussi

d'utiliser de nouveaux modèles ou de reformuler l'hypothèse. Une fois un prototype de test A/B prêt, Netflix sélectionne les groupes qui participeront à ce processus. Les métriques produites par cette succession de choix de la compagnie seront appliquées à tous les membres. Netflix reconnaît aussi l'importance de sa sélection de données qui composeront les algorithmes. « *To handle these presentation and position biases, we need to be extremely careful about how we select training data for our algorithms.* » (The Netflix Tech Blog, 2015 d, p. 6) Cette perspective de sélection des données concrétise une sorte de « nettoyage » mentionnée par Gillespie (2014). « *Recognizing the ways in which data must be 'cleaned up' is an important counter to the seeming automaticity of algorithms.* » (Gillespie, 2014, p. 170) Les travaux de *Quality of Experience* et *Quality of streaming*, mentionnés dans cette recherche, suivent le même raisonnement appliquant ce « nettoyage » des données. Les problèmes d'usage sont considérés lors du triage des données qui seront appliquées dans les algorithmes. Ne récolter que les données pertinentes à Netflix pour composer l'utilisateur configuré par le système de recommandation nous semble une mesure d'intervention directe dans les travaux des algorithmes. La conception du *training data* constitue ainsi un enjeu important dans la compréhension de l'orientation des algorithmes et de leur rôle dans les sociétés. « [...] *algorithms can be understood by looking closely at how information must be oriented to face them, how it is made algorithm ready.* » (Gillespie, 2014, p. 171).

En ce sens, l'argument de la « culture de la donnée » ne représente qu'une partie du traitement des données par des systèmes de recommandation. Cette culture est enracinée dans la perception qu'a l'entreprise de l'utilisation des données comme matière première dans la création des recommandations. Toutefois, il nous paraît évident que le contexte entrepreneurial et économique dans lequel le système de recommandation est immergé peut aussi intervenir dans les travaux. Les types de données récoltées, le modèle de récolte et la préparation de ces données avant le

traitement composent la dynamique de la production des recommandations. Les acteurs et l'environnement de production qui participent à la recommandation autorisent des interventions dans le processus de conception des logiciels. La compréhension de l'objet technique, comme une construction sociale (Akrich, 2006a), justifie notre posture. En effet, nous avons effectué des analyses de la conception de cet objet, à partir de la théorie de l'acteur réseau et de l'appareillage conceptuel de la sociologie des usages, afin de discuter les forces qui composent ce processus. La construction des algorithmes par et dans le milieu social apparaît aussi dans les travaux de Beer (2013). « *To gain a greater understanding of these [algorithmes] in everyday processes, it is worth thinking of these algorithms as an integrated part of the social world.* » (Beer, 2013, p. 67) Les points de rencontre entre les *Softwares Studies* et les théories de la conception ainsi que les perspectives d'analyse que ces courants dégagent nous indiquent de nouvelles possibilités de recherches en utilisant cet appareillage conceptuel, méthodologique et analytique.

5.1.2 La justification de la mesure des goûts et de la création de la signification

Dans cette logique de la « culture de la donnée », Netflix démarre, en 2012, ses premières tentatives de précision de la personnalisation des recommandations par l'intégration des comptes Facebook. Le compte était alors partagé par les personnes qui habitaient dans la même maison. Ce modèle représentait, pour Netflix, une manière de maintenir une « diversité » de contenus dans une page de recommandations. Nous comprenons que cette perception par rapport à la « diversité » est plutôt associée aux recommandations provenant des champs d'intérêt de ses amis. En 2013, le système de profils a été inséré au service pour individualiser l'usage et pour préciser ce champ d'intérêt. Dans la transcription audio de la vidéo éducative sur la mise en place des

profils⁶⁵, Netflix suggère de créer un profil pour chaque personne du foyer, pour différentes occasions (combinaison d'utilisateurs) ou pour les différents types d'humeurs. Cela collaborerait à la précision des recommandations. Ces tentatives de précision des goûts, des préférences, des intérêts et des humeurs de chaque utilisateur originent de la conviction d'y accéder par la précision des *patterns* de comportement selon le profil en usage. En citant le concours Netflix Prize, Beer (2014, p. 63) souligne que, plus que les systèmes de prédictions eux-mêmes, cette conviction que « [...] *the predictions of cultural taste can be metricised* » doit être placée au centre des discussions. Ces systèmes mesureraient les goûts en les traduisant en chiffres, ultérieurement utilisés dans les stratégies de modélisation des pratiques. « *This is predictive software shaping every day cultural encounters in ways that are turned into numbers so that they can themselves be measured and altered.* » (Ibid., p. 63) Beer (2014) souligne que le concours Netflix Prize présentait déjà cette croyance dans la prédiction des recommandations par les algorithmes comme une manière de mesurer les goûts. « *The implicit claim in the Netflix competition is that the influence of algorithms on cultural taste is measurable.* » (Ibid., p. 64)

D'ailleurs, les tentatives de mesurer les intérêts des utilisateurs par l'utilisation de grands volumes de données et de modèles de calculs plus sophistiqués renvoient aux idées de Cheney-Lippold (2011) sur l'identité algorithmique. De gros paquets d'information sont appliqués aux algorithmes afin d'en tirer du sens. Selon Cheney-Lippold (2011, p. 165), cette identité algorithmique représenterait « [...] *an identity formation that works through mathematical algorithms to infer categories of identity on otherwise anonymous beings.* » La création des catégories par les systèmes algorithmiques émerge d'une architecture qui définit des limites et régule les flux d'information. Elle émerge ainsi du code. Les identités algorithmiques découlent de la logique préconfigurée et réflexive du code. « *Code is part of a dynamic relationship to the real*

⁶⁵ Voir l'annexe M.

world, one that can 'automatically and continuously' affect life chances offered to users based on a pre-configured but also reflexive programmed logic. » (*Ibid.*, p. 166). Le code représenterait un objet culturel intégré à un système social porteur des règles et porté par elles et par des logiques de fonctionnement qui définissent les conditions et les possibilités des usagers dans cet environnement (*Ibid.*). L'attribution de sens aux entités composant un environnement numérique, comme celui de Netflix, ne serait qu'une conséquence, technologiquement médiée et culturellement située, des statistiques et de la science des ordinateurs (*Ibid.*). En ce sens, la catégorisation des entités et la création des identités par un logiciel résultent d'une production de sens issue de l'application du langage mathématique des calculs. Ces calculs exécutent ainsi une sorte de « lecture » des informations provenant de l'usage afin de construire le profil de l'utilisateur. « *Gender becomes a vector, a completely digital and math-based association that defines the meaning of maleness, femaleness, or whatever other gender (or category) a marketer requires.* » (*Ibid.*, p. 170) La catégorisation par les logiciels attribuerait ainsi des stéréotypes basés sur des statistiques (*Ibid.*). Cette catégorisation est abordée par Gillespie (2014, p. 171) comme une « [...] *powerful semantic and political intervention* [...] ». La définition des catégories, le classement des entités et les décideurs de l'application de ces catégories concevraient ce qui est ou devrait être les entités (usagers et produits). « *Once instituted, a category draws a demarcation that will be treated with reverence by an approaching algorithm.* » (Gillespie, 2014, p. 171).

Par ailleurs, la personnalisation par le système de recommandation, basée sur les traces d'usage, se manifeste à l'interface du service et est encouragée dans les guides d'usage du site web. L'idée d'« *awareness* » ou de conscience des travaux de production des recommandations est aussi signalée dans le Tech Blog de Netflix. Ces tentatives du concepteur de rendre l'utilisateur conscient de l'application des recommandations établissent un biais particulier dans les *affordances* de l'opération de traduction de

Netflix. L'utilisateur configuré devient ainsi plus ou moins conscient du traitement des données. Cette « transparence » apparaît en niveaux variés dans chaque actant. Notamment, le Tech Blog aborde une plus grande richesse de détails sur le système de recommandation que le site web ou l'interface du service lui-même. Cependant, il faut souligner que l'opacité (Burrell, 2015) reste encore une caractéristique de la boîte noire de Netflix, à cause des secrets organisationnels et du marché. L'accès à tous les algorithmes et à tous les modèles de calculs de Netflix est interdit. La conscience de la recommandation exerce deux fonctions dans le cadre des *affordances* de l'opération de traduction de Netflix : projeter la version configurée de l'utilisateur (miroir) à l'écran et justifier la catégorisation des entités. La logique prescriptive de Netflix, à la base de la création des versions configurées des usagers, utilise les éléments textuels et iconographiques de l'interface pour présenter une sorte de « miroir réfléchissant » (Cardon, 2015, p.76) aux membres. Cette version configurée correspond à la matérialisation de ces tentatives d'appréhension de la « vraie » image de l'utilisateur, à partir de la mesure de ses caractéristiques. La conscience de la recommandation renvoie à une tentative de reconnaissance, de la part de l'utilisateur effectif, de la projection de sa version configurée à l'écran. Cette image réfléchie sur l'interface du service peut être bouleversée par les feedbacks et plus ou moins contrôlée par les outils de la section « My Account », comme la suppression des traces indésirées. Cela rejoint les propos de Cardon (2015, p. 78) sur le désir des internautes de « [...] définir eux-mêmes la teneur et de ne pas laisser à d'autres le soin de décider de ses contours. » Cette sensation d'être connaisseur de l'existence de la personnalisation et le fait de se voir représenté à l'écran tentent de renforcer les liens du réseau d'acteurs et de mettre en lumière les *affordances*. « Les utilisateurs d'Internet souhaitent mieux contrôler ce qu'ils acceptent de rendre public ou de confier à d'autres. » (*Ibid.*, p. 78) La tentative de rendre les usagers conscients de la personnalisation veut ainsi favoriser la confiance dans les *affordances* et d'encourager la production de feedbacks.

Ainsi, la logique prescriptive du service Netflix valorise le processus de création des catégories au sein de son système et encourage les usagers à préciser leurs goûts afin de définir encore plus les niches. Cette logique se justifie par la croyance dans la capacité de la structure de l'environnement numérique, dans lequel la catégorisation des entités se déroule, de mesurer les goûts. Cette appréhension des goûts par la récolte des données et par la création de sens se fonde sur cet espace normatif du code et sur l'éventuelle capacité objective d'accès au « vrai » usager par les calculs. Le renforcement des *affordances* (ou des relations de consommation) justifie la catégorisation des entités et les tentatives de créer un « miroir réfléchissant » à l'écran. Cette logique prescriptive tente ainsi de modéliser les pratiques. La mesure des intérêts permettrait aussi d'organiser l'environnement numérique en créant un ordre de fonctionnement afin de rendre une page plus cohérente et en accord avec un mode d'usage particulier : le visionnement en excès. Ce dernier engendre un autre volet d'analyse, c'est-à-dire l'économie de la jouissance.

5.1.3. Économie de la jouissance et abondance de données

Associée aux tentatives de mesure des goûts par le système de recommandation, la construction d'une expérience Netflix *amazing* ou *outstanding* apparaît dans la plupart des textes du Tech Blog et du site web. Les motivations des transformations du système de recommandation sont diverses depuis 2009. D'ailleurs, l'intention d'offrir une excellente expérience d'usage, chaque jour plus amusante, est abordée à plusieurs reprises dans la majorité des textes affichés sur le Tech Blog. L'expérience personnalisée et *outstanding* des visionnements en ligne est présentée comme directement proportionnelle au grand volume de réponses des usagers (feedbacks). La pratique de l'écoute en raffale est en concordance avec cette superproduction de

données. Notons que ces dernières sont la matière première de la modélisation des listes de recommandations. Cette « super expérience » nous conduit à penser à une sorte d'économie de la jouissance qui règle le fonctionnement de l'objet technique et son usage. Comme optimisateurs des pratiques établies dans le monde social (Beer, 2013), les calculs génèrent et maintiennent ces règles. Cet aspect normatif autorise et stimule un mode particulier de divertissement : la jouissance en rafale.

Les plus hauts niveaux de jouissance atteints par les usagers sont les indicateurs les plus fiables dans la détermination de bonnes métriques. Les modifications apportées au service tentent de prolonger cette expérience jouissive par la continuation de l'expérience amusante de l'usager. La continuation des visionnements est mise en évidence par des outils et des rangées valorisant ce type de comportement, comme la rangée « *Continue Watching for* [nom du profil] ». Disposer tous les épisodes d'une série d'un seul coup est aussi en accord avec la prolongation d'une expérience déjà initiée par l'usager et considérée amusante pour lui. Cette procédure se retrouve dans les écosystèmes de flux mis en place par les plateformes actuelles. Ainsi, la fonction « Pendant votre absence... » sur Twitter par exemple, présentant les messages publiés durant l'absence de l'usager sur ce réseau, découlerait aussi des tentatives de continuer les actions initiées. Même les contenus catégorisés par le *feature* « diversité » sont considérés une expérience similaire à celles déjà vécues par l'usager ou par des usagers similaires à lui. L'exposition de contenus familiers et cohérents avec les expériences de plaisir précédentes évoque l'importance du *feature* « similarité ». Ce dernier réduit les possibilités d'échec des systèmes de recommandation en utilisant les exemples positifs. Les travaux algorithmiques de recommandation des contenus travaillent dans l'optimisation de ces expériences jouissives.

Dans cette sorte d'économie, les marathons produisent de bons feedbacks pour les systèmes. Cette production intense de données est ainsi fortement recommandée par les

outils, par les fonctions de l'interface et par les guides d'usage du site web, dans le cas de Netflix. Les visionnements en rafale doivent toujours être un résultat de la volonté du membre. Pour cette raison, certains outils, comme les chaussettes⁶⁶ qui mettent en pause le logiciel Netflix lorsque l'utilisateur s'endort devant l'écran, nous paraissent être tout à fait en accord avec la logique prescriptive de Netflix (Netflix, 2016). De plus, la projection du « miroir réfléchissant » et les tentatives de rendre l'utilisateur conscient corroborent cette économie lorsqu'elle tente de promouvoir la confiance dans ce modèle. En effet, les méfiances des usagers par rapport à la politique de fonctionnement des algorithmes ont déjà généré des tensions dans la relation entre usager et objet technique. Le cas le plus récent illustrant les possibles réactions du public est la panique collective et les plaintes des usagers d'Instagram⁶⁷, lorsque le service a annoncé la mise en place d'un algorithme pour son mur de nouvelles. Le remplacement de l'ordre antéchronologique par « [...] les moments que nous croyons être les plus importants à vos yeux. »⁶⁸, comme critère principal dans la sélection de photos affichées, a provoqué des réactions diverses chez les usagers. Le réseau social de photos s'est vu envahi de publications d'utilisateurs demandant aux abonnés de leur profil d'activer la fonction de notification. L'activation de cette fonction visait à contourner les changements des algorithmes et à laisser actif le système antéchronologique.

L'usage de l'objet technique représente ou doit représenter une expérience hors de l'ordinaire dans cette sorte d'économie. De cette façon, l'usage devient une « super

⁶⁶ Netflix enseigne à construire un système de détection de mouvements qui doit être mis dans les chaussettes de l'utilisateur. Si ce dernier passe beaucoup de temps sans faire des mouvements avec ses jambes, l'appareil arrête la vidéo en exécution.

⁶⁷ Vincent Matalon, « Pourquoi un (futur) changement d'algorithme fait (déjà) paniquer les utilisateurs d'Instagram », *France Tv*, 29 mars, 2016, récupéré le 16 mai 2016 de http://www.francetvinfo.fr/internet/reseaux-sociaux/pourquoi-un-futur-changement-d-algorithme-fait-deja-paniquer-les-utilisateurs-d-instagram_1380649.html

⁶⁸ *Ibid.*

expérience » de haut niveau de satisfaction. Consommer en séquence les contenus, comme dans les marathons de visionnement, devient un (long) moment d'expérimentation du plaisir (Drumond, 2015). À leur tour, les algorithmes travaillent dans la mesure de ces niveaux de plaisir et de satisfaction de cette expérience (*Ibid.*). Les systèmes de filtrage collaboratif construisent des *patterns* d'expériences jouissives à travers les comportements de l'individu et du groupe. L'expérience de satisfaction du groupe de membres devient un modèle qui sera appliqué, par le système, dans la personnalisation de l'expérience de plaisir (García et Sánchez, 2008) d'un autre usager. Ces systèmes tentent ainsi de prévoir les désirs individuels, de configurer la façon dont le plaisir est attendu (visionnement en séquence) et d'opérer une sorte d'économie basée sur une jouissance collective (Drumond, 2015). Cette sorte d'économie tente de gérer le désir (García et Sánchez, 2008) pour le visionnement de contenus. À son tour, l'expérience jouissive devient le moteur de la production d'une quantité abondante (Dean, 2007) de données qui alimenteront le système. La configuration des actions des usagers (Woolgar, 1991) relève de cette logique prescriptive. Le perfectionnement des calculs algorithmiques peut être ainsi compris comme une tentative de mieux configurer les représentations des usagers et de mieux réguler les pratiques vers la consommation en excès.

CHAPITRE VI

CONCLUSION

La configuration des usages par le service de vidéo à la demande Netflix a été associée à l'exploitation et au traitement des données des usagers, effectués par son système de recommandation. Une trajectoire particulière d'usage et de consommation des contenus a été associée à ce modèle de prescription par les algorithmes. Cette trajectoire est reliée au phénomène du *binge watching* ou écoute en rafale et à un mode d'usage circonscrit à certains types de contenu. Notre problématique s'est articulée autour du modèle de fonctionnement de Netflix et de la façon dont il stimule des usages particuliers. Afin de répondre à nos questions de recherche, nous avons proposé d'analyser ce modèle de fonctionnement en trois plans : étude des transformations du système de recommandation de 2009 à 2015, étude de l'interface actuelle de ce service et étude du programme d'action établi sur le site web du service. Ainsi, nous concluons que la configuration des usages par Netflix est guidée par une « culture de la donnée » et fondée sur un modèle d'économie de la jouissance. L'acceptation de cette configuration est soigneusement argumentée auprès de l'utilisateur par la personnalisation et par la stimulation de la précision des goûts (catégorisation).

Sur le plan théorique, nous avons mobilisé la théorie de l'acteur réseau, la notion d'inscription des scénarios dans les objets techniques (*script*) (Akrich, 2006a, 2006 b), la notion d'*affordance* et les relations de coordination (Bardini, 1996) entre l'objet technique et l'utilisateur. Les notions d'utilisateur configuré (*configured users*) (Woolgar, 1991) et d'utilisateur virtuel (Bardini, 1996) ont été utilisées pour comprendre la configuration des usages par le service. Les notions d'*affordance* et de relation de

coordination des actions (Bardini, 1996) nous ont permis d'analyser la dimension sémiotique et normative du site web de l'entreprise.

Cette analyse de la configuration des usages a emprunté une stratégie méthodologique inductive et exploratoire (Bonneville et *al.*, 2006), basée sur l'étude des algorithmes, de l'interface du service et du site web de Netflix. Ces trois objets d'étude représentent les actants dont le scénario de chacun a été analysé dans cette recherche (Akrich, 1998, 2006a, 2006 b). Nous avons appliqué deux types d'outils qualitatifs de recherche : des grilles d'analyse issues des *Software Studies* et de la sémiotique communicationnelle. L'étude des algorithmes a reposé sur l'analyse de deux corpus composés de la solution BellKor (Bell et *al.*, 2007) du concours Netflix Prize et d'une sélection de publications sur le site web The Netflix Tech Blog. Ces matériaux nous ont permis de retracer les transformations du système de recommandation de Netflix depuis 2009. L'originalité de la recherche, la nature technique et la densité des informations analysées ont exigé la collaboration d'interprètes appartenant au domaine de l'informatique ou des études en *machine learning*. Nous considérons pertinent de rappeler qu'une collaboration interdisciplinaire s'est avérée nécessaire pour mener à bien cette première étape de la recherche et qu'elle a posé quelques défis. En effet, nos premiers contacts avec de possibles interprètes nous ont montré que le chercheur ou la chercheuse en communication, qui opte pour une démarche similaire à la nôtre, doit acquérir des connaissances de base en *machine learning* avant de se lancer dans ce type de recherche. En l'occurrence, le développement de connaissances techniques sur les mécanismes de fonctionnement des logiciels et des algorithmes a été indispensable tant pour le contact avec les collaborateurs informaticiens que pour le découpage des matériaux.

L'étude de l'interface de la plateforme et du site web de Netflix a mobilisé l'approche sémiotique communicationnelle (Bonaccorsi, 2013; Davallon et *al.*, 2003). À partir de

l'étude de l'interface, nous avons compris la façon dont l'utilisateur Netflix est représenté à l'interface et dont les usages sont prescrits (Millerand, 2008b) par l'analyse des caractéristiques matérielles, langagières et communicationnelles (Bonaccorsi, 2013) de toutes les pages du service Netflix. L'étude du site web nous a permis de comprendre la manière dont l'utilisateur de Netflix est représenté par cet actant et les stratégies employées par Netflix dans son programme d'action (Akrich, 2006b) afin de renforcer les usages prescrits. Enfin, faisant une analyse sémio-communicationnelle (Grignon, 2015, Piment, 2015; Bonaccorsi, 2013), nous avons identifié les éléments textuels, les images et les icônes qui étaient attachés aux usages prescrits et à la représentation de l'utilisateur.

Les analyses de ces trois actants nous ont permis de conclure que la configuration des usages par le service de vidéo à la demande Netflix découle de quatre aspects principaux : la personnalisation, la création de catégories comme mode de consommation encouragé, l'adaptation et les feedbacks. Ces aspects seraient à la base des tentatives d'alignement de l'utilisateur configuré par le service Netflix et de « l'utilisateur effectif ». Ce processus se fait par le calibrage des calculs et d'autres structures techniques. Les algorithmes du système de recommandation tentent ainsi de stabiliser l'utilisateur inscrit dans le service et celui qui le décrit par l'action. L'utilisateur configuré de Netflix serait plus ou moins conscient de ce processus de stabilisation des usages. Cet aspect apparaît aussi dans les recherches de Thöer et *al.* (2015) sur l'appropriation des plateformes de divertissement en ligne. L'« utilisateur effectif », comme le producteur de feedbacks (données), peut approuver ou refuser sa version configurée lors de l'usage.

Quant aux limites de notre recherche et aux pistes de recherches futures, nous pensons que les corpus analysés dans l'étude du système de recommandation n'ont pas expliqué d'autres dimensions identifiées au cours de la recherche. Nous les avons choisis, car ils offrent des informations institutionnelles et nous assurent la validité de nos résultats.

Lors de notre recherche, nous avons observé que Netflix faisait usage d'autres espaces hors de son site, comme des forums et des événements spécialisés, pour échanger avec d'autres spécialistes en *machine learning* sur les améliorations de son système. Ces outils permettent à Netflix de trouver des solutions aux problèmes de son logiciel auprès d'informaticiens qui ne font peut-être pas partie des employés de Netflix. Cette communauté d'informaticiens qui collaborent au développement du logiciel pourrait aussi être considérée comme un des acteurs de cette opération de traduction. Une étude sur ce type de collaboration et sur ses contributions pourrait être pertinente dans la compréhension de l'évolution du logiciel de Netflix.

Les feedbacks, comme outil de calibrage de la conception de l'utilisateur configuré, introduisent un volet à explorer : l'appropriation du service Netflix. Puisque les algorithmes de *machine learning* et les tests A/B appliqués par Netflix utilisent les exemples positifs et négatifs issus de l'historique d'usage, nous croyons pertinent d'explorer le contexte de cet acteur qui peut refuser ou approuver sa version configurée. L'action de l'utilisateur est signalée par Gillespie (2014) comme un processus de re-signification de ce qui est proposé par les algorithmes. La description de l'objet technique lors de l'usage (Akrich, 1998, 2006a, 2006 b) nous permet d'apporter le concept d'utilisateur actif (Chambat, 1994). Cet utilisateur peut attribuer de nouvelles significations à l'objet technique et à sa logique prescriptive. Cette interprétation peut dégager des détournements ou même une négociation entre ce qui est prescrit et ce qui est vraiment fait par les utilisateurs (Chambat, 1994). Cela permettrait de comprendre une autre dimension des *affordances*. La vérification de l'existence de d'appropriations de la logique prescriptive indétectables par le logiciel, telle la négociation entre les membres de la famille lors du choix d'un film, pourrait contribuer à la compréhension des *affordances*. Une recherche permettrait aussi d'identifier les niveaux de pénétration de cette modélisation des pratiques par l'application des logiciels équipés d'algorithmes.

Cette recherche ayant été effectuée dans le cadre d'une maîtrise, nous avons décidé d'en limiter la portée à l'étude du contexte de la conception de l'objet technique uniquement, sans inclure le contexte de son appropriation. Nous avons considéré que l'inclusion du contexte de l'appropriation de Netflix dans notre recherche n'était pas faisable, en considérant les limites de temps établies par les consignes de la direction du programme de la maîtrise (deux ans), et donc, qu'elle aurait abouti à une analyse trop superficielle. Il reste que la question de l'appropriation est une possibilité de recherche fructueuse pour l'avenir.

Pour terminer, nous pensons que notre appareillage conceptuel et méthodologique peut être appliqué dans le cadre d'autres recherches qui tentent de comprendre les logiques prescriptives des systèmes de recommandation. Nos résultats ont en effet apporté des éléments pertinents à la compréhension des enjeux sociaux, politiques et économiques de la configuration de l'usage des systèmes de recommandation, comme la création de sens par des catégories et l'économie de la jouissance. Ces recherches permettent non seulement de cerner les dimensions propres à des cas particuliers, comme celui de Netflix, mais aussi d'investiguer des éléments liés à des contextes plus larges, comme la prégnance de « culture de la donnée » dans nos sociétés. L'étude de ces objets technologiques et de leur processus de conception nous offrent ainsi l'occasion de réfléchir à la relation dialogique entre les stratégies de gestion de l'information et les transformations des pratiques ainsi qu'au contexte dans lequel cette relation se construit.

ANNEXE A TABLEAU 3.1 GRILLE D'ANALYSE DES ALGORITHMES

Corpus	Répresentation de l'utilisateur	Classement des produits	Processus de Modélisation	Résultats
Solution BellKor 2007 The Netflix Tech Blog				

**ANNEXE B TABLEAU 3.2 GRILLE D'ANALYSE DE L'INTERFACE DU
SERVICE NETFLIX**

N	Catégories	Écran
1	Codage /identification	
2	Date de la capture d'écran	
3	Catégorie/fonction	
4	Éléments textuels	
5	Images	
6	Iconographie (icônes et formes)	
7	Disposition éléments textuels (espace)	
8	Disposition images	
9	Disposition icône (espace)	
10	Représentation de l'utilisateur	
11	Actions possibles	
12	Possibilités d'engagement	
13	Suggestions d'actions	

**ANNEXE C TABLEAU 3.3 GRILLE D'ANALYSE
SÉMIOCOMMUNICATIONNELLE DU SITE NETFLIX**

N	Catégories	Écran
1	Codage /identification	
2	Date de la capture d'écran	
3	Nature du contenu informationnel	
4	Éléments textuels	
5	Images	
6	Iconographie (îcones et formes)	
7	Représentation de l'utilisateur	
8	Actions possibles	
9	Possibilités d'engagement (page)	
10	Suggestions d'actions	

ANNEXE D MODÈLE DE FICHE DE SYNTHÈSE**FICHE DE SYNTHÈSE**

Numéro : _____

Date : _____

IDENTIFICATION

Phase méthodologique :

Objet :

Question spécifique à répondre :

Objectif de l'analyse :

Hypothèse à vérifier :

DESCRIPTION

Type :

Date de publication (publications Internet) :

Quantité de matériel :

RAPPORT

Éléments en rapport avec la question spécifique et avec l'objectif de recherche :

Éléments en rapport avec la configuration de l'usage et avec la représentation de l'utilisateur (but général de la recherche) :

NOTES

Nouvelles hypothèses à reprendre dans cette recherche :

Pistes de nouvelles recherches à l'avenir

ANNEXE E 3.4 TABLEAU RÉSUMÉ DES ÉTAPES MÉTHODOLOGIQUES

Étape méthodologique	Méthode d'analyse	Corpus	Précision du corpus	Dimension d'analyse	Codage des données	Références
L'algorithme (« boîte noire »)	Analyse de documents et de publications web	Solutions gagnantes du prix Netflix (2009)	Recherche sur le site de Netflix	Contenu des publications (trajectoire de l'algorithme)	Tableau 3.1 (annexe A)	Bonneville <i>et al.</i> , (2006) Sharma (2013) Gillespie (2014) Manovich (2003) Barth (2013) Beer (2013) Hallman et Striplas (2014) Pan <i>et al.</i> (2008)
		Publications du site The Netflix Tech Blog.	Sélection selon la date de publication et par mot clé : « big data », « algorithms », « personalization », « machine learning », « data science », « predictive modeling », « prediction » et « recommendations »	Contenu des publications (trajectoire de l'algorithme)		
L'interface de la plateforme	Analyse sémiocommunicationnelle	Captures d'écran (plateforme)	Sections : « accueil », « recherche de contenus », « paramètres de compte », « genres », « présentation du contenu », « finalisation de visionnement de contenu », « cookies » et « profils ».	Caractéristiques matérielles, langagières et communicationnelles de l'interface de la plateforme	Tableau 3.2 (annexe B)	Souchier (1996, 1998) Bonaccorsi (2013) Jeanne-Perrier (2006) Candel <i>et al.</i> (2012) Grignon (2015) Piment (2015) Georges (2010)

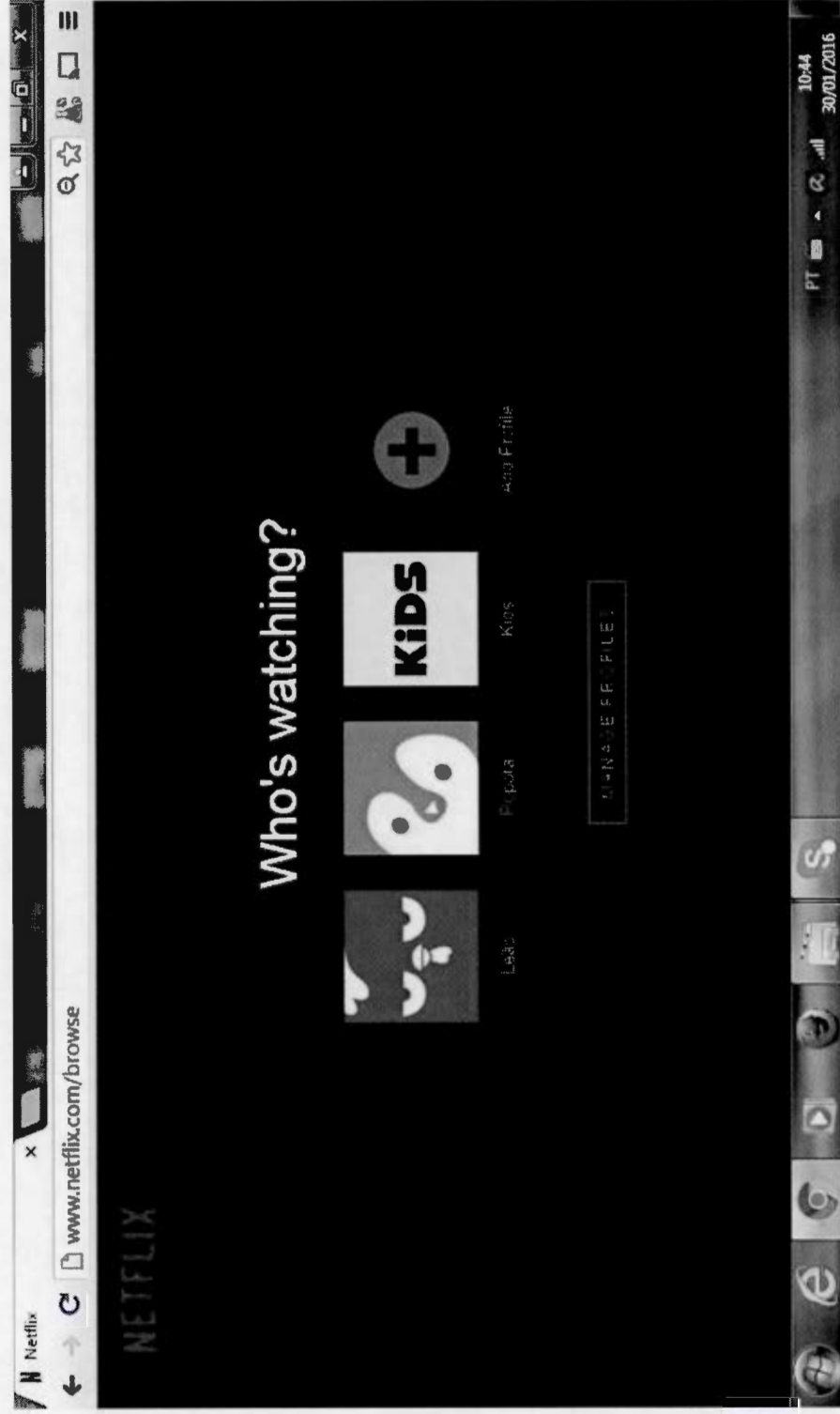
Le programme d'action	Analyse sémiocommunicationnelle	Captures d'écran (pages)	Pages : « accueil », « ouvrir une session », « <i>get started</i> », « centre d'aide », « conditions d'utilisation de Netflix », « FAQ », « déclaration de confidentialité », « <i>devices</i> », « <i>media centre</i> », « <i>about Netflix</i> », « <i>company blog</i> » (accueil) et « <i>only on Netflix</i> ».	Caractéristiques matérielles, langagières et communicationnelles (y compris l'énonciateur ou les énonciateurs) du site web	Tableau 3.3 (annexe C)	Monnoyer-Smith (2013) Davallon <i>et al.</i> (2003) Grignon (2015) Piment (2015) Georges (2010) Souchier (1998)
-----------------------	---------------------------------	--------------------------	---	--	------------------------	--

ANNEXE F TABLEAU TRANSFORMATIONS SYSTÈME DE RECOMMANDATION DE NETFLIX

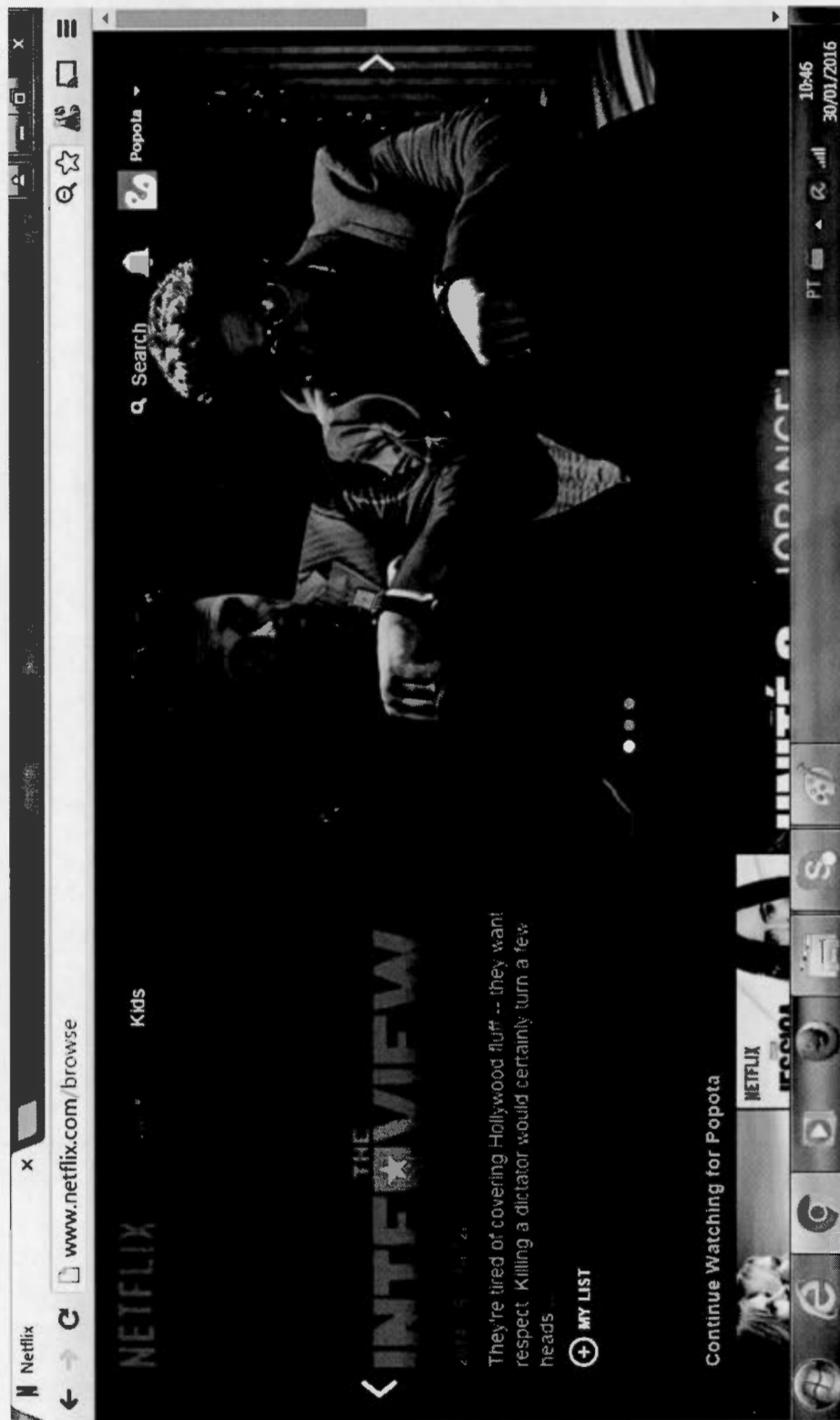
Année		2009	2012	2013	2014	2015
		(Solution BellKor)				
Catégorie d'analyse						
Représentation de l'utilisateur	<ul style="list-style-type: none">• « <i>User-centric approach</i> » (usager au centre des calculs)• <i>Feature</i> : notes données par l'utilisateur	<ul style="list-style-type: none">• Compte Netflix partagé par tous les membres d'un foyer• Interaction avec le compte Facebook• <i>Feature</i> : usagers similaires<ul style="list-style-type: none">◦ Similarité basée sur les métadonnées, les évaluations et les données de visionnement	<ul style="list-style-type: none">• Grand volume de données des usagers• Adaptation du service afin de capter plus de données• Système de création des profils dans les comptes	<ul style="list-style-type: none">• « <i>Quality of experience</i> » (QoE)<ul style="list-style-type: none">◦ Éviter les données non désirées : combinaison des feedbacks des membres et les comportements de visionnement	<ul style="list-style-type: none">• Similarité entre les comportements de groupes d'usagers et les comportements d'un usager spécifiques (filtrage collaboratif)• Mode de consommation particulier chez les membres• <i>Quality of Streaming</i> (QoS) : travaux de contrôle de qualité<ul style="list-style-type: none">◦ Rétention de l'utilisateur sur le service	
Contenus (films et séries)	<ul style="list-style-type: none">• « <i>Movie-based predictors</i> » (paramètres basés sur les films)• <i>Feature</i> : prédiction des notes des contenus	<ul style="list-style-type: none">• <i>Features</i> : prédiction des notes des contenus, popularité des contenus et similarités (contenus similaires)<ul style="list-style-type: none">◦ Similarité basée sur les métadonnées, les évaluations et les données de visionnement	<ul style="list-style-type: none">• Nouvelles possibilités de capturer les itérations des membres avec les contenus• Données de visionnement et des contenus qui sont à l'écran à tout moment (les contenus n'ont pas forcément été joués par l'utilisateur)	<ul style="list-style-type: none">• « <i>Quality of experience</i> » (QoE)	<ul style="list-style-type: none">• <i>Quality of Streaming</i> (QoS) : travaux de contrôle de qualité• Création de modèles de <i>machine learning</i> : anticipation des problèmes de qualité• <i>Features</i> : les métadonnées des films et séries• Mode de navigation associé à la disposition des contenus sur la page• Travaux de QoS liés à la rétention de l'utilisateur	

Modélisation des recommandations	<ul style="list-style-type: none"> • Prédiction des notes des contenus ou « rating prédictions » • SVD et RBM 	<ul style="list-style-type: none"> • Optimisation de la personnalisation : <ul style="list-style-type: none"> ◦ Paramètres basés sur l'historique d'usage • (algorithmes de <i>machine learning</i>) <ul style="list-style-type: none"> ◦ Tests A/B ◦ Développement de nouvelles <i>features</i> par l'approche de <i>machine learning</i> • Nouvelles <i>features</i> : la fraîcheur (<i>freshness</i>) et la diversité 	<ul style="list-style-type: none"> • Types de travaux des algorithmes de <i>machine learning</i> : en ligne (temps réel), hors ligne et quasi en ligne. • Combinaison des travaux : « <i>Model training</i> » • Travaux hors ligne : création de paramètres par <i>model training</i> et <i>parbatch computation of intermediate ou final results</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • « <i>Science Streaming</i> » • Personnaliser l'expérience en utilisant <i>Deep Learning</i> <ul style="list-style-type: none"> ◦ Modèles de calculs adaptés à différents pays ou régions • Projets Genie 1.0 et Genie 2.0 	<ul style="list-style-type: none"> • Personnalisation : <ul style="list-style-type: none"> ◦ Contenus pertinents ◦ Exploration du catalogue • Approches algorithmiques : <ul style="list-style-type: none"> ◦ « row-ranking » ◦ « stage-wise » ◦ « page-wise » avec une fonction de notation (« full-page ») • Tests A/B • <i>Features</i> : métadonnées des vidéos, diversité de contenus et similarité entre les rangées • Rangées : « task-oriented » ("My List ») et « discovery-oriented »
Résultats	<ul style="list-style-type: none"> • Les contenus qui peuvent recevoir les meilleures notes des usagers • Contenus distribués sur la page d'accueil 	<ul style="list-style-type: none"> • Rangées tirées : création des rangées horizontales de contenus • Choix de la position des rangées sur la page • Conscience de la recommandation • Maximiser la satisfaction des membres 	<ul style="list-style-type: none"> • Amélioration de l'expérience des membres <ul style="list-style-type: none"> ◦ Adaptation du service aux différents supports (appareils) • Remise des recommandations aux usagers par Hermes 	<ul style="list-style-type: none"> • « Quality of Experience » (QoE) <ul style="list-style-type: none"> ◦ Offrir un service « outstanding » 	<ul style="list-style-type: none"> • « Quality of Streaming » (QoS) : travaux de contrôle de qualité • Contenus pertinents • Exploration du catalogue • Usage lié à la position des recommandations sur la page d'accueil • Rangée Trending now : événements en temps réel, historique d'usage et personnalisation • Caractère bidimensionnel des pages : mouvements à l'horizontale et à la verticale • Adaptation aux types d'appareils

ANNEXE G CAPTURE D'ÉCRAN « MANAGE PROFILES »



ANNEXE H CAPTURE D'ÉCRAN « HOME » INTERFACE



ANNEXE I CARACTÉRISTIQUES DE LA REPRÉSENTATION DE L'USAGER SUR L'INTERFACE NETFLIX

Sections Netflix	Initialisation d'une session (« Who's watching? »)	Page d'accueil (« Home »)	« My account »	Sections genres (« Browse »)	« Post-Play »	« Log out »
Caractéristiques						
Représentation de l'utilisateur	<p>1) Compte membre (rassemblement des profils)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Courriel de l'utilisateur • Mot de passe <p>2) Profil (individuel)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Photo profil • Nom • Niveau de maturité des contenus • Langue 	<p>1) Menu supérieur</p> <ul style="list-style-type: none"> • Profil en usage : photo et nom • « Kids » • Autres profils : photo profil et nom <p>2) Rangées</p> <ul style="list-style-type: none"> • « Continue Watching For (nom du profil) » • « Top Picks For (nom du profil) » • « Because You Watched (titre d'une vidéo déjà regardée par le profil) » • « My List » 	<ul style="list-style-type: none"> • Courriel • Mot de passe • Numéro et type de carte de crédit • Plan d'abonnement en vigueur • « My profile » <ul style="list-style-type: none"> ○ « (Nom du profil) » ○ « Manage Profiles » ○ « Language » ○ "My Activity" ("See Recent Account Access") – trace de l'usage ○ « Playback Settings » (fonction "Auto-play") ○ « Subtitle Appearance », ○ « Reviews » - trace de l'usage ○ "Ratings" – trace de l'usage 	<ul style="list-style-type: none"> • « Suggestions For You » 	<ul style="list-style-type: none"> • « What Did You Think Of Episode 6? » 	<ul style="list-style-type: none"> • « Continue » • « Sign In »

Actions appliquées par l'utilisateur ou par le service sur la représentation	<ul style="list-style-type: none">Ajouter, modifier ou supprimer des profils (« <i>Manage Profiles</i> »)	1) Menu supérieur <ul style="list-style-type: none">Changer le profil en usage	<ul style="list-style-type: none">Vérifier et changer les renseignements personnels du compteVérifier et changer la liste de traces laissées par l'usageAdapter son profil à ses besoins et ses préférences	<ul style="list-style-type: none">Personnalisation de la présentation des contenus	<ul style="list-style-type: none">Rédiger des critiques seront associées au profil	<ul style="list-style-type: none">Continuer sur le compte, si l'utilisateur est un ordinateur privé.Changer le compte en usage
		2) Rangées <ul style="list-style-type: none">Listes personnaliséesAjouter des contenus à la liste personnelle (« <i>My List</i> »)				

ANNEXE J NOYAUX DES USAGES PRESCRITS DE NETFLIX

Premier noyau des usages prescrits de Netflix

Sections	« Manage Profiles »	« Home »	« My Account »
Noyau			
Utilisation des profils (logique de la personnalisation)	<ul style="list-style-type: none"> Identification 1 : accès au compte Identification 2 : « Who's Watching? ». (choix du profil) 	<ul style="list-style-type: none"> Identification du profil dans le menu supérieur Passage d'un profil à l'autre Nom du profil dans les titres des rangées (« Continue Watching For (nom du profil) », « Top Picks For (nom du profil) » et « Because You Watched (titre d'une vidéo déjà regardée par le profil) » Fonction « My List » 	<ul style="list-style-type: none"> « Change Streaming Plan » « Parental Controls » « My Activity » « Manage Profiles » « Playback Settings » « Test Participation » « Subtitle Appearance » « Language » « Playback Settings » « Auto-Play » « Test Participation »

Deuxième noyau des usages prescrits de Netflix

Sections	« Home »	« Browse »	Fiche de description des contenus
Noyau			
Classement des contenus	<ul style="list-style-type: none"> Vedettes et rangées Mouvement à l'horizontale : exploration de contenus similaires Mouvement à la verticale : exploration de contenus de différentes thématiques 	<ul style="list-style-type: none"> Sections genres « New Arrivals » « Subgenres » « Suggestion For You » 	<ul style="list-style-type: none"> Mots-clé « More Like This »

Troisième noyau des usages prescrits de Netflix

Sections	« Home »	« My Account ».	Fiche de description des contenus	« Post-Play ».
Noyau				
Feedback	<ul style="list-style-type: none">• Titres des rangées	<ul style="list-style-type: none">• Historique de visionnement• Historique d'évaluations• Participation aux tests d'interface• Historique de commentaires	<ul style="list-style-type: none">• Note générale (échelle d'étoiles)• Notes individuelles• Commentaires• Partage du contenu	<ul style="list-style-type: none">• « <i>What Did You Think Of Episode 6?</i> » : commentaires• « <i>Next Episode Playing In 10 Seconds</i> » : retention de l'utilisateur• « <i>More Episodes</i> » : retention de l'utilisateur

Quatrième noyau des usages prescrits de Netflix

Sections	Menu supérieur	Menu inférieur
Noyau		
Instructions explicites	<ul style="list-style-type: none">• « <i>Help Center</i> » (« Centre d'aide »)• « <i>Ways To Watch</i> » ou « Devices »	<ul style="list-style-type: none">• « <i>Help Center</i> » (« Centre d'aide »)• « <i>Terms Of Use</i> » (« Conditions d'utilisation »)• « <i>Privacy/Cookies</i> » (« Déclaration de confidentialité »)

ANNEXE K TABLEAU : REPRÉSENTATION DE L'USAGER NETFLIX SUR LE SITE WEB DU SERVICE

Page ou section	Caractéristique
« Commencer un mois gratuit »	<ul style="list-style-type: none"> • Création d'un compte
« Ouvrir une session » (OS)	<ul style="list-style-type: none"> • Accès au compte : adresse courriel et mot de passe • Compte Facebook • Enregistrement de l'accès au compte sur un appareil
« FAQ »	<ul style="list-style-type: none"> • Plan d'abonnement : nombre d'appareils connectés • Premier mois du compte est gratuit
« Centre d'aide » (CA)	<ul style="list-style-type: none"> • Intégration des fonctions sociales de Facebook : photo profil et informations du compte FB intégrées à Netflix • Créations d'un compte : nom, l'adresse courriel, mot de passe et plan d'abonnement <ul style="list-style-type: none"> ○ Cinq profils individuels ○ Contenus filtrés selon l'âge ou la maturité des usagers de chaque profil • Composition des profils: les évaluations (étoiles et commentaires), l'historique de visionnement, les types de recommandations personnalisée et les listes <ul style="list-style-type: none"> ○ Profil titulaire . ○ Profil « Kids » est dédié aux enfants âgés de 12 ans et moins • Fermeture du compte : données de visionnement conservées pendant 10 mois
« Conditions d'utilisation » (CU)	<ul style="list-style-type: none"> • Membre : âgé au moins de dix-huit ans ou avoir la majorité dans la province, dans le territoire ou dans le pays de résidence <ul style="list-style-type: none"> ○ Usager mineur : accompagné par un tuteur légal • Propriétaire du compte : accordé un contrôle exclusif (mot de passe)
« Déclaration de confidentialité » (DC)	<ul style="list-style-type: none"> • Données qui composent les profils <ul style="list-style-type: none"> ○ Données déclaratives : nom, adresse courriel, code postal, mode de paiement et numéro de téléphone, évaluations des contenus et création de listes de préférences ○ Données de la récolte automatique : <ul style="list-style-type: none"> ▪ Interaction avec le service : sélection des titres, historique de visionnement et recherches ; ▪ Interaction avec le service à la clientèle : date, heure, motif de l'appel, transcription des sessions de clavardage et numéro de téléphone ▪ Interaction avec les appareils utilisés (consoles) ▪ Interaction avec les publicités liées au service. ○ Données de la récolte par d'autres sources : fournisseurs de données en ligne et hors ligne. • Site web : données récoltées par des témoins (<i>cookies</i>), des pixels-espions et d'autres technologies non spécifiées • Personnalisation de l'expérience Netflix par le système de profils.

ANNEXE L VIDÉO 01

Video 01: Netflix - How to personalize your Netflix Account.

Netflix offers something for everyone in your household, on a variety of devices, with just one Netflix account you can register up to five individual profiles. Based on what you watch, Netflix make suggestions tailored to each profile, so simply watch your favorite TV shows and movies and Netflix will recommend similar titles to enjoy. And by selecting kids 12 and under when creating a profile, kids can have their own profile to. They can safely and easily browse through kid-friendly TV shows and movies with the help of their favorite characters.

ANNEXE M VIDÉO 02

Video 02 - First Look: Netflix Profiles.

Hi.

I'm Eddy and I work on the user experience here at Netflix. We work hard to give the best TV show and movie suggestions for you. However, if your kids or other family members use the same Netflix account, the suggestions may be a mash up everyone's taste. As a result, we may suggest kid's shows when you're interested in watching a thriller or romantic comedy. We have solved that problem. Now you can create separate Netflix profiles for each person in your household, giving each individual their own suggestions. With profiles, TV show and movie suggestions on Netflix will be specific for each person. So even if your kids love watching animated ponies, or your spouse just can't get enough of blockbuster action films, when you sit down to watch Netflix, we'll know that you might prefer something different, like a riveting tale of supernatural teenagers. Not only can you have a different profile for each member of your family, you can add one for combination of watchers, or even for different moods. You can add up to five different profiles at one time. Adding profiles to your account is easy. When you sign up for Netflix on the web, we'll ask you, who will be watching Netflix? If you're already a member, you can add profiles from this screen when you start Netflix, or go to Manage Profiles page. Once you've added your profiles, you can choose who is watching when you start Netflix. In addition to the separate movie and TV show suggestions, you can customize each profile with a different icon to give it some personal flair. Each profile can also be connected to Facebook, so you can get suggestions based on what your friends are watching. If you connect to Facebook, we'll use your Facebook profile photo as your icon.

Thanks for watching and enjoy profiles on Netflix.

ANNEXE N TABLEAU LES USAGES PRESCRITS PAR LE SITE WEB DE NETFLIX

Page ou section	Caractéristiques
Page d'accueil	<ul style="list-style-type: none"> • Description du service Netflix <ul style="list-style-type: none"> ○ Usage illimité sans interruption ○ Espace sécuritaire pour les enfants ○ Possibilité de mobilité ○ Variété de titres ○ Accès facile ○ Service sans contrat à long terme ○ Contenus originales Netflix ○ L'utilisateur peut choisir son tarif ○ Service pour tous les âges ○ Système de personnalisation selon les goûts ○ Nouveautés en permanence ○ Plusieurs options de sous-titrage et de doublage
« Get started »	<ul style="list-style-type: none"> • Description du service Netflix : <ul style="list-style-type: none"> ○ Qualité d'images des contenus ○ Premier mois gratuit ○ Définition du nombre d'écrans simultanés dans le plan d'abonnement
« FAQ »	<ul style="list-style-type: none"> • Contrôle de l'utilisateur sur l'exécution des contenus • Gestion de l'utilisation de la bande passante par l'utilisateur • Vitesse de connexion Internet recommandée
« Devices »	<ul style="list-style-type: none"> • Accès simple au service • Diversité d'appareils
« Centre d'aide » (CA)	<ul style="list-style-type: none"> • Usage individualisé du service • Contrôle parental • Personnalisation de l'usage • Volume d'usage directement associé à la pertinence des recommandations • Informations prises en compte par les algorithmes • Genres des contenus <ul style="list-style-type: none"> ○ Historique de visionnements ○ Évaluations de chaque profil ○ Évaluations des membres similaires à l'utilisateur cible ○ Ce qui a été consommé et ce qui a été recommandé (validation de la pertinence des recommandations) • Volume de feedbacks directement associé à la pertinence des recommandations • Évaluations par les étoiles <ul style="list-style-type: none"> ○ 1 étoile : j'ai détesté ce titre ○ 5 étoiles : j'ai adoré ce titre ○ Étoiles rouges : note globale du titre ○ Étoiles jaunes : note donnée à un titre par le profil en usage • « My List » : type de feedback • « Post-Play » (sans possibilité de désactivation)

	<ul style="list-style-type: none"> ○ Continuer sur le même épisode ○ Commencer l'épisode suivant immédiatement (lecture automatique) ○ Retourner à la bibliothèque de Netflix ○ Consulter les autres épisodes
« Conditions d'utilisation » (CU)	<ul style="list-style-type: none"> • Usage personnel, c'est-à-dire non commercial • Le contenu disponible et « My List » varient selon l'emplacement géographique. • Facteurs qui influencent le temps pour commencer l'usage <ul style="list-style-type: none"> ○ Emplacement ○ Bande passante disponible ○ Film ou émission ○ Configuration de l'appareil

ANNEXE O CAPTURES D'ÉCRAN CA28, CA29 ET CA30

The image shows two screenshots of the Netflix help page, specifically the section on ratings and recommendations. The browser window shows the URL <https://help.netflix.com/fr-ca/node/9898?catId=fr-ca%2F1669>. The page title is "Évaluations et recommandations de Netflix".

NETFLIX Accès aux membres Commencez votre mois gratuit

Centre d'aide > En savoir plus sur Netflix > Évaluations et recommandations de Netflix

Évaluations et recommandations de Netflix

Nous vous offrons la possibilité d'évaluer vos films et séries télé à l'aide d'une échelle de 1 à 5 et nous avons aussi un excellent moyen intégré pour afficher seulement le contenu qui est suggéré en fonction de votre historique de visionnement. Plus vous utilisez Netflix, plus le contenu que nous vous suggérons sera pertinent.

▼ Comment les évaluations affectent-elles mes recommandations de Netflix?

Nous offrons des milliers de titres à visionner en continu – c'est beaucoup! Lorsque vous évaluez les films et séries télé, vous nous aidez à filtrer parmi les milliers de sélections pour avoir une meilleure idée de ce que vous souhaitez visionner.

Comment tout cela fonctionne-t-il? Nous utilisons un algorithme de recommandation qui prend en considération certains facteurs, tels que :

- Les genres des films et des séries télé disponibles.
- Votre historique de diffusion et vos évaluations précédentes.
- Les évaluations combinées de tous les membres de Netflix qui aiment les mêmes titres que vous.

▼ Comment les évaluations fonctionnent-elles?

Netflix vous donne la possibilité d'évaluer les films et séries télé que vous avez visionnés ou qui vous ont été recommandés à l'aide d'une échelle de 1 à 5 étoiles, une étoile signifiant « Je l'ai détesté » et cinq étoiles signifiant « Je l'ai adoré ». Les étoiles rouges indiquent la note globale du titre sur Netflix et les étoiles jaunes indiquent la note que vous avez donné au titre.

Vous pouvez également évaluer des titres sur la page de description du film ou de la série télé.

- Vous pouvez aussi rédiger une critique des titres que vous avez déjà évalués en cliquant sur Évaluations (Ratings) sous la section Mon profil (My Profile) de Votre compte (Your Account).

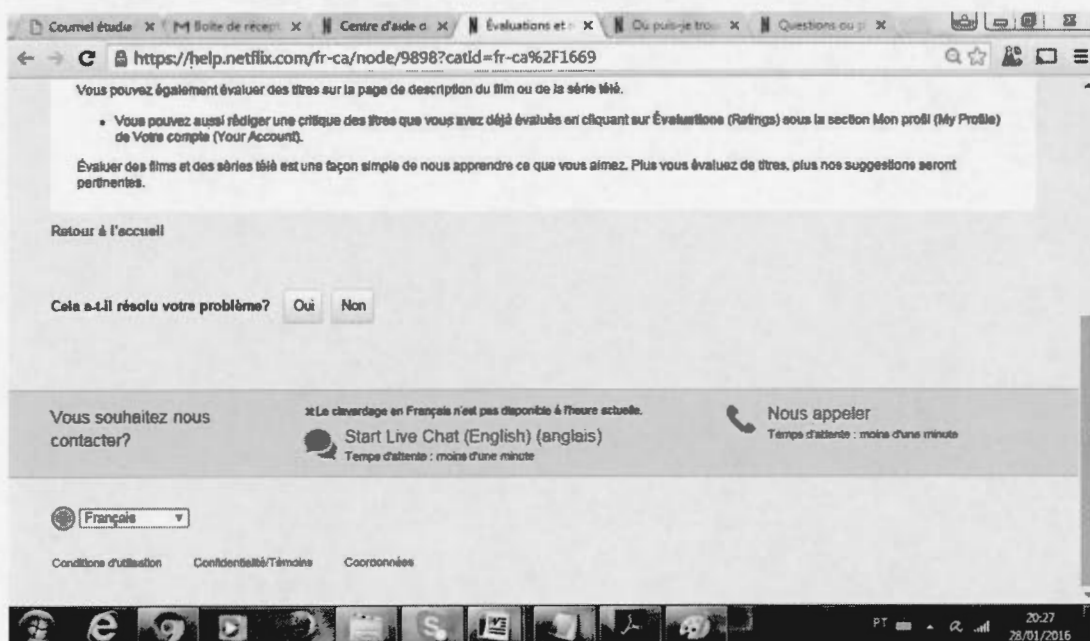
Évaluer des films et des séries télé est une façon simple de nous apprendre ce que vous aimez. Plus vous évaluez de titres, plus nos suggestions seront pertinentes.

[Retour à l'accueil](#)

Cela a-t-il résolu votre problème?

Vous souhaitez nous contacter? [Start Live Chat \(English\) \(anglais\)](#) Temps d'attente : moins d'une minute

Nous appeler [Nous appeler](#) Temps d'attente : moins d'une minute



ANNEXE P CAPTURES D'ÉCRAN CA98 et CA99

Comment puis-je empêcher ?

https://help.netflix.com/fr-ca/node/2102?catId=fr-ca%2F1701

- Xbox One
- Xbox 360
- Wii U
- Android OS 4.0 (Ice Cream Sandwich) et versions ultérieures
- iPad 2 d'Apple et version ultérieure
- Apple TV
- Chromecast
- ... et plus encore!

Comment puis-je utiliser Post-Play?



Remarque : L'image ci-dessus provient d'un ordinateur. L'apparence de la fonction Post-Play peut varier d'un appareil à l'autre.

1. Générique final
2. Épisode suivant
3. Retour à la navigation
4. Plus d'épisodes

Remarque : L'image ci-dessus provient d'un ordinateur. L'apparence de la fonction Post-Play peut varier d'un appareil à l'autre.

1. Générique final Pour continuer à visionner le générique, cliquez simplement dessus.	2. Épisode suivant Pour commencer l'épisode suivant immédiatement, cliquez sur le bouton lecture (play).	3. Retour à la navigation Sélectionnez Retour à la navigation (Back to Browse) pour retourner parcourir la bibliothèque de Netflix.	4. Plus d'épisodes Sélectionnez Plus d'épisodes pour parcourir les autres épisodes de cette série.	Invitation à continuer Post-Play jouera deux épisodes, puis vous invitera à confirmer que vous êtes toujours en train de visionner.
--	--	--	---	---

Retour à l'accueil

Cela a-t-il résolu votre problème?

Vous souhaitez nous contacter?

Le clavier en Français n'est pas disponible à l'heure actuelle.

Start Live Chat (English) (anglais)
Temps d'attente : moins d'une minute

Nous appeler
Temps d'attente : moins d'une minute

Langue: Français

Conditions d'utilisation Confidentialité Préférences de témoins Coordonnées

20:59 02/03/2016

BIBLIOGRAPHIE

- Akrich, M. (1998) Les utilisateurs, acteurs de l'innovation. [Hal archives ouvertes] *Éducation permanente*, 134, 79-89. Récupéré de <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00082051>
- Akrich, M. (2006a) La construction d'un système sociotechnique. Esquisse pour une anthropologie des techniques. Dans Akrich, M., Callon, M. et Latour, B. (dir.). *Sociologie de la traduction : textes fondateurs*. 179-200. Paris : École des mines de Paris
- Akrich, M. (2006b) Les objets techniques et leurs utilisateurs. De la conception à l'action. Dans Akrich, M., Callon, M. et Latour, B. (dir.). *Sociologie de la traduction : textes fondateurs*. 179-200. Paris : École des mines de Paris
- Anderson, C. (2006). *The long tail : why the future of business is selling less of more*. (1st éd.). New York, N.Y. : Hyperion.
- Anderson, N. (16 janvier 2007). *Netflix offers streaming movies to subscribers*. Récupéré le 4 mai 2016 de <http://arstechnica.com/uncategorized/2007/01/8627/>
- Andrejevic, M. (2004). *Reality TV : the work of being watched*. Lanham, Mar. : Rowman & Littlefield Publishers
- Auletta, K. (2014, Février). *Outside the Box - Netflix and the Future of Television*. Récupéré le 23 septembre 2015 de <http://www.newyorker.com/magazine/2014/02/03/outside-the-box-2>
- Bardini, T. (1996). Changement et réseaux socio-techniques : de l'inscription à l'affordance. *Réseaux*, 14(76), 125-155. Récupéré de http://www.persee.fr/doc/reso_0751-7971_1996_num_14_76_3715
- Barth, F. (2010). Modelando o perfil do usuário para a construção de sistemas de recomendação: um estudo teórico do estado da arte. *Revista de Sistemas da informação da FSMA*, 6, 59-71. Récupéré de http://www.fsma.edu.br/si/edicao6/FSMA_SI_2010_2_Tutorial_1.pdf

- Beer, D. (2013). Algorithms: Shaping Tastes and Manipulating the Circulations of Popular Culture. Dans Beer, D. (dir.) *Popular Culture and New Media: The Politics of Circulation*. Palgrave MacMillan.
- Bell, R. M., Koren, Y. et Volinsky, C. (2007). The BellKor solution to the Netflix Prize. Récupéré le 10 mars 2016 de http://www.netflixprize.com/assets/ProgressPrize2007_KorBell.pdf
- Blog NYTimes. (2009). *Bits*. Récupéré le 6 juin 2015 de <http://bits.blogs.nytimes.com/2009/09/21/netflix-awards-1-million-prize-and-starts-a-new-contest/?8au&emc=au&r=0>
- Bonaccorsi, J. (2013). Approches sémiologiques du web. Dans Barats, C. (dir.). *Manuel d'analyse du web en Sciences Humaines et Sociales*, (p. 125-146). Paris : Armand Colin.
- Bonneville, L., Lagacé, M. et Grosjean, S. (2006). *Introduction aux méthodes de recherche en communication*. Montréal : Gaëtan Morin.
- Bothorel, C. (2011) Analyse de réseaux sociaux et recommandation de contenus non populaires. [Research Gate] *Revue des nouvelles technologies de l'information*, 01, Récupéré de <http://www.researchgate.net/publication/229597616>
- Boutaud, J.-J. et Berthelot-Guiet, K. (2013). La vie des signes au sein de la communication : vers une sémiotique communicationnelle. [Hal archives ouvertes]. *Revue Française des Sciences de L'information et de La Communication*, (3). Récupéré de <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01139353>
- Burrell, J. (2015). How the Machine 'Thinks:' Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms. *Social Science Research Network*. Récupéré de <http://ssrn.com/abstract=2660674>
- Callon, M. et Muniesa, F. (2003) Les marchés économiques comme dispositifs collectifs de calcul. *Réseaux*, 6(122), 189-233. doi : 10.3917/res.122.0189.
- Candel, E., Jeanne-Perrier, V. et Souchier, E. (2012). Petites formes, grands desseins. D'une grammaire des énoncés éditoriaux à la standardisation des écritures. [Gripic]. Dans Davallon, J. (dir.). *L'économie des écritures sur le web, volume 1: Traces d'usage dans un corpus de sites de tourisme*, p.135-166. Paris : Hermès-Lavoisier. Récupéré de <http://www.gripic.fr/productionsscientifiques/petitesformesgrandsdesseins>

- Carah, N. (2015). Algorithmic brands: A decade of brand experiments with mobile and social media. *New Media & Society*. doi: 10.1177/1461444815605463
Récupéré de <http://nms.sagepub.com/content/early/2015/09/10/1461444815605463.abstract>
- Cardon, D. (2008). Le design de la visibilité : un essai de cartographie du Web 2.0. *Réseau : Réseaux : Réseaux sociaux de l'internet*, 6(152), 165-193
- Cardon, D. (2013). Dans l'esprit du PageRank. Une enquête sur l'algorithme de Google». *Réseaux*, 1 (177) , 63-95. DOI : 10.3917/res.177.0063.
- Cardon, D. (2015). *À quoi rêvent les algorithmes : nos vies à l'heure des big data*. Paris: La République des idées : Seuil.
- Cefrio. (2014). *Divertissement en ligne : le téléviseur branché, un incontournable*. Récupéré le 24 septembre 2015 de <http://www.cefrio.qc.ca/netendances/televiseur-branche-incontournable/videos-webtele/#la-webtele-payante-gagne-en-popularite>
- Certeau, M.d. (1990). *L'invention du quotidien. 1, Arts de faire*. (Nouv. éd. éd.). Paris : Gallimard.
- Chambat, P. (1994). Usages des technologies de l'information et de la communication (TIC): évolution des problématiques. [Base pub Dauphine] *TIS*, 6 (3), 249-270.
Récupéré de <http://basepub.dauphine.fr/bitstream/handle/123456789/10991/Usages%20des%20technologies.PDF?sequence=1>
- Cinema Blend. (2014). *Television*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <http://www.cinemablend.com/television/Unsurprising-Netflix-Survey-Indicates-People-Like-Binge-Watch-TV-61045.html>
- Claus, S. (22 juillet 2014) *Ce que Netflix a changé au Canada*. Récupéré le 17 avril 2016 de <http://www.inaglobal.fr/television/article/ce-que-netflix-change-au-canada-7680>
- Comme au cinéma. (2015, septembre) *Actualités*. Récupéré le 13 octobre 2015 de <http://www.commeaucinema.com/showbiz/netflix-connait-le-moment-ou-vous-devenez-accro-a-vos-series.344886>
- Conseil de recherches en sciences humaines du Canada, Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada, Instituts de recherche en santé du

- Canada (2010, décembre) *Énoncé de politique des trois Conseils : Éthique de la recherche avec des êtres humains*. Récupéré le 28 novembre 2015 de http://www.ger.ethique.gc.ca/pdf/fra/eptc2/EPTC_2_FINALE_Web.pdf
- Davallon, J., Després-Lonnet, M., Jeanneret, Y., Le Marec, J. et Souchier, E. (2003). *Lire, écrire, récrire : Objets, signes et pratiques des médias informatisés. Nouvelle édition* [Open Edition Books]. Paris : Éditions de la Bibliothèque publique d'information. Récupéré de <http://books.openedition.org/bibpompidou/394>
- Dean, J. (2009). *Democracy and Other Neoliberal Fantasies, Communicative Capitalism and Left Politics*. London : Duke University Press, pp. 1-48.
- Drumond, G. (2015). *La consommation, les algorithmes et la gouvernance : une réflexion sur Netflix*. [Document non publié]. Université du Québec à Montréal.
- Forbes. (2013, mai). *Business*. Récupéré le 23 septembre 2015 de <http://www.forbes.com/sites/dorothy pomerantz/2013/05/29/binge-watching-is-our-future/>
- García, G.I. et Sánchez, C.G.A. (2008). *Psychoanalysis and Politics: The Theory and Ideology of Slavoj Žižek*. *International Journal of Žižek Studies*. [online] 2(3). Récupéré le 20 décembre 2016 de <http://zizekstudies.org/index.php/ijzs/article/view/149>
- Georges, F. (2010). Approche statistique de trois composantes de l'identité numérique dans Facebook. Dans Millerand, F., Proulx, S., Rueff, J. et Acfas Congrès. (dir.). *Web social : mutation de la communication*. Québec : Presses de l'Université du Québec.
- Gillespie, T. (2010). The politics of 'platforms'. *New Media & Society*, 12(3), 347-364. doi: 10.1177/1461444809342738
- Gillespie, T. (2014). The Relevance of Algorithms. Dans Gillespie, T., Boczkowski, P. et Foot, K. (dir.) *Media Technologies: Essays on Communication, Materiality, and Society*, 167-194. Cambridge, MA: MIT Press.
- Grignon, T. (2015). *L'expertise communicationnelle au prisme de ses instruments. L'exemple de Google Analytics*. [Document non publié]. Université Paris IV Sorbonne.
- Hallinan, B. et Striplas, T. (2014). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society*. doi:

10.1177/1461444814538646 Récupéré de
[http://nms.sagepub.com/content/early/2015/02/02/1461444814538646.abstrac
t](http://nms.sagepub.com/content/early/2015/02/02/1461444814538646.abstract)

Heïd, M-C. et Méliani, V. (2009). *Modéliser les phénomènes complexes: le cas d'un site Web de journalisme participatif*. [Document électronique]. 2ème colloque international francophone sur les méthodes qualitatives, Lille

Jauréguiberry, F. et Proulx, S. (2011). *Usages et enjeux des technologies de communication*. Toulouse : Éres.

Jeanne-Perrier, V. (2006). Des outils d'écriture aux pouvoirs exorbitants? *Réseaux*, 3(197), 97-131. Récupéré de www.cairn.info/revue-reseaux-2006-3-page-97.htm.

Jenner, M. (2014). Is this TVIV? On Netflix, TVIII and binge-watching. *New Media & Society*. doi: 10.1177/1461444814541523

Kitchin, R. et Dodge, M. (2011). *Code/space : software and everyday life*. Cambridge, Mass. : MIT Press.

Kovacs, G. (7 mars 2015). An Analysis of Strategies by Netflix in the Television Market. *Aarhus University BSS Department of Economics and Business*. Récupéré le 23 septembre 2015 de http://pure.au.dk/portal/files/86448002/Thesis_GaborKovacs_201208049.pdf

Kulesza, J. et Bibbo, U. (2013) A televisão a seu tempo: Netflix inova com produção de conteúdo para o público assistir como e quando achar melhor, mesmo que seja tudo de uma vez. *Revista de Radiodifusão*, 7(8), 44-51. Récupéré de <http://www.set.org.br/revistaeletronica/index.php/revistaderadiodifusao/article/view/90>

La Presse. (novembre, 2015). *Débats*. Récupère le 27 décembre 2015 de <http://www.lapresse.ca/debats/chroniques/hugo-dumas/201510/29/01-4915262-comment-combattre-netflix.php>

Larousse. (2015). *Dictionnaires*. Récupéré le 23 septembre 2015 de <http://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/algorithm/2238>

Larousse (2016). *Paramètre*. Récupéré le 23 avril 2016 <http://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/param%C3%A8tre/57952>

- Le Figaro. (2015, septembre). *Le Scan Télé*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <http://tvmag.lefigaro.fr/le-scan-tele/series/2015/09/24/28005-20150924ARTFIG00209--partir-de-quel-episode-devient-on-accro-aux-series-de-netflix.php>
- Macdonald, J. (2015, juillet). Algorithmic Studies: a (brief) critical survey. *Urchri.org*. Récupéré le 5 novembre 2015 de <http://algorithmicstudies.uchri.org/literature-survey>
- Manovich, L. (2001). *The language of new media*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Manovich, L. (2013). *Software Takes Command*. New York: Bloomsbury Academic. Récupéré de [Software Studies http://softwarestudies.com/softbook/manovich_softbook_11_20_2008.pdf](http://softwarestudies.com/softbook/manovich_softbook_11_20_2008.pdf)
- Matalon, V. (29 mars 2016). *Pourquoi un (futur) changement d'algorithme fait (déjà) paniquer les utilisateurs d'Instagram*. France Tv. Récupéré le 16 mai 2016 de http://www.francetvinfo.fr/internet/reseaux-sociaux/pourquoi-un-futur-changement-d-algorithme-fait-deja-paniquer-les-utilisateurs-d-instagram_1380649.html
- Matrix, S. (2014). The Netflix Effect: Teens, Binge Watching, and On-Demand Digital Media Trends. *Jeunesse: Young People, Texts, Cultures*, 6(1), 119-138. doi: 10.1353/jeu.2014.0002
- Microsoft (2010). *Documentation*. Récupéré le 18 décembre 2015 de [https://msdn.microsoft.com/en-us/library/office/ff407509\(v=office.14\).aspx](https://msdn.microsoft.com/en-us/library/office/ff407509(v=office.14).aspx)
- Microsoft (2015). *Documentation*. Récupéré le 18 décembre 2015 de [https://msdn.microsoft.com/en-us/library/ms761405\(v=vs.85\).aspx](https://msdn.microsoft.com/en-us/library/ms761405(v=vs.85).aspx)
- Millerand, F. (2008a). Usages des NTIC : les approches de la diffusion, de l'innovation et de l'appropriation (1ère partie). *COMMposite*, 2(1), p. 1-19. Récupéré de <http://www.er.uqam.ca/nobel/r26641/uploads/images/Millerand%2098%20Usages%201.pdf>
- Millerand, F. (2008b). Usages des NTIC : les approches de la diffusion, de l'innovation et de l'appropriation (2e partie). *COMMposite*. 1(99). 1-20. Récupéré de <http://www.er.uqam.ca/nobel/r26641/uploads/images/Millerand%2098%20Usages%201.pdf>

- Monnoyer-Smith, L. (2013). Le web comme dispositif : comment appréhender le complexe ? [Academia] Dans Barats, C. (dir.). *Manuel d'analyse du web en Sciences Humaines et Sociales*, (p. 12-31). Paris : Armand Colin.
- Netflix (2009a). *Netflix Prize*. Récupéré le 6 juin 2015 de <http://www.netflixprize.com/community/viewtopic.php?id=1537>
- Netflix (2009b). *Netflix Prize Rules*. Récupéré le 8 novembre 2015 de <http://www.netflixprize.com/rules>
- Netflix (2015a). *Conditions d'utilisation*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <https://www.netflix.com/termsfuse?locale=fr-CA&>
- Netflix (2015b). *Web Client*. Récupéré le 6 juin 2015 de <https://pr.netflix.com/WebClient/loginPageSalesNetWorksAction.do?contentGroupId=10476&contentGroup=Company+Facts>
- Netflix (2015c). *Web Client*. Récupéré le 6 juin 2015 de <https://pr.netflix.com/WebClient/loginPageSalesNetWorksAction.do?contentGroupId=10477&contentGroup=Company+Timeline>
- Netflix (2015d). *Centre d'aide*. Récupéré le 6 juin 2015 de <https://help.netflix.com/fr-CA/node/412?locale=fr-CA&country=CA>
- Netflix (2015e). *Home*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <https://www.netflix.com/ca-fr/>
- Netflix (2016). *Netflix Socks*. Récupéré le 19 mai 2016 de <http://makeit.netflix.com/netflix-socks>
- Nguyen, T. N. (2013). A bio-ecological framework for e-business software automation. California State University Long Beach. Récupéré de <http://web.csulb.edu/~tnnguyen/a%20bioecological%20framework%20for%20e-business%20software%20automat%85.pdf>
- Oxford Dictionaries (2015). *Binge-Watch*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <http://www.oxforddictionaries.com/definition/english/binge-watch>
- Piment, H. (2015). Modèle communicationnel d'un réseau socionumérique d'entreprise. Dans Coutant, A. et Domenget, J.-C. (dir.), *Le communicateur bousculé par le numérique : Quelles compétences à transmettre ?* (p. 100-123). Louvain-la-Neuve, Belgique : Presses universitaires de Louvain.

- Piton, T. (2011). *A New Methodology for Product Recommendations Based on Customer Actionability and Profitability - Application to the Customer Relationship Management of VM Matériaux Company*. (Thèse de doctorat). Université de Nantes. Récupéré d'*Hal archives ouvertes*, l'archive de publications électroniques de Tel archives ouvertes <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00643243>
- Pontille, D. et Torny, D. (2013). La manufacture de l'évaluation scientifique. Algorithmes, jeux de données et outils bibliométriques, *Réseaux* 1(177), 23-61. DOI : 10.3917/res.177.0023.
- Saccomori, C. (2015, avril). Qualquer coisa a qualquer hora em qualquer lugar: as novas experiências de consumo de seriados via Netflix. *Revista Temática*, 11(4), 53-68. Récupéré de <http://periodicos.ufpb.br/ojs/index.php/tematica/article/view/23903>
- Sharma, A. (2013, mai). Third-Party Recommendation Systems Industry: Current Trends and Future Directions. *Social Science Research Network*. Récupéré de <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2263983>
- Souchier, E. (1996). L'écrit d'écran, pratiques d'écriture et informatique. [Persée]. *Communication et Langages*, 107(1), 105-119. Récupéré de http://www.persee.fr/doc/colan_0336-1500_1996_num_107_1_2662
- Souchier, E. (1998). L'image du texte pour une théorie de l'énonciation éditoriale. *Les Cahiers de médiologie*, 2(6), 137-145. Récupéré de www.cairn.info/revue-les-cahiers-de-mediologie-1998-2-page-137.htm.
- Striphas, T. (2015). Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies*, 18(4-5), 395-412. doi: 10.1177/1367549415577392
- Strover, S. et Moner, W. (2014). The Contours of On-Demand Viewing. Dans Holt, J., Sanson, K. et Ebook Library. *Connected viewing : selling, streaming & sharing media in the digital era*. (dir.). New York : Routledge.
- Techdirt Times-change dept (13 avril 2012). *Why Netflix Never Implemented The Algorithm That Won The Netflix \$1 Million Challenge*. Récupéré le 4 mai 2016 de <https://www.techdirt.com/blog/innovation/articles/20120409/03412518422/why-netflix-never-implemented-algorithm-that-won-netflix-1-million-challenge.shtml>

The Guardian (2014, mai). *Netflix chief product officer: 'a separate, distinct channel for each customer'*. Récupéré le 8 novembre 2015 de <http://www.theguardian.com/business/2014/jun/01/netflix-chief-tv-binge-personalization-net-neutrality>

The Huffington Post (2015, septembre). *Netflix: il faut plus d'un épisode pour être accro à une série*. Récupéré le 8 décembre 2015 de http://quebec.huffingtonpost.ca/2015/09/23/netflix-il-faut-plus-d-un-episode-pour-etre-accro-a-une-serie_n_8184646.html

The Harvard Crimson (2013). *The new binge*. Récupéré le 23 de septembre 2015 de <http://www.thecrimson.com/article/2013/1/30/Harvard-binge-Netflix/>

The Los Angeles Times (2013). *Binge-viewing is transforming the television experience*. Récupéré le 23 septembre 2015 de <http://articles.latimes.com/2013/feb/01/entertainment/la-et-ct-binge-viewing-20130201>

The Netflix Tech Blog (2012a). *Netflix Recommendations : beyond the 5 stars (part 1)*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2012/04/netflix-recommendations-beyond-5-stars.html>

The Netflix Tech Blog (2012b). *Scalable logging and tracking*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2012/06/scalable-logging-and-tracking.html>

The Netflix Tech Blog (2012c). *Netflix Recommendations : beyond the 5 stars (part 2)*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2012/06/netflix-recommendations-beyond-5-stars.html>

The Netflix Tech Blog (2012d). *Netflix@Recsys2012*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2012/09/netflix-recsys-2012.html>

The Netflix Tech Blog (2013a). *System architectures for personalization and recommendation*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2013/03/system-architectures-for.html>

The Netflix Tech Blog (2013b). *Scryer : Netflix's predictive auto scaling engine*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2013/11/scryer-netflixs-predictive-auto-scaling.html>

The Netflix Tech Blog (2013c). *Scryer : Netflix's predictive auto scaling engine – part 2*. Récupéré le 28 novembre 2015 de

<http://techblog.netflix.com/2013/12/scriber-netflixs-predictive-auto-scaling.html>

The Netflix Tech Blog (2014a). *Distributed Neural Network with GPU in the AWS Cloud*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2014/02/distributed-neural-networks-with-gpus.html>

The Netflix Tech Blog (2014b). *Optimizing the Netflix Streaming Experience with Data Science*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2014/06/optimizing-netflix-streaming-experience.html>

The Netflix Tech Blog (2014c). *Genie 2.0 : Second wish granted!* Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2014/11/genie-20-second-wish-granted.html>

The Netflix Tech Blog (2015a). *Home*. Récupéré le 29 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/>

The Netflix Tech Blog (2015b). *Introducing Surus and Score PMML*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2015/01/introducing-surus-and-scorepmml.html>

The Netflix Tech Blog (2015c). *What's trending on Netflix?* Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2015/02/whats-trending-on-netflix.html>

The Netflix Tech Blog (2015d). *Learning a Personalized Homepage*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2015/04/learning-personalized-homepage.html>

The Netflix Tech Blog (2015e). *Optimizing content quality control at Netflix with predictive modeling*. Récupéré le 28 novembre 2015 de <http://techblog.netflix.com/2015/12/optimizing-content-quality-control-at-netflix-predictive-modeling.html>

The New York Times. (2009) *Bits Blogs*. Récupéré le 6 juin 2015 de <http://bits.blogs.nytimes.com/2009/09/21/netflix-awards-1-million-prize-and-starts-a-new-contest/?8au&emc=au&r=0>

The Wall Street Journal (2013a). *Cable fights to feed 'binge' TV viewers*. Récupéré le 23 septembre de

<http://www.wsj.com/articles/SB10001424127887324807704579083170996190590>

The Wall Street Journal (2013b). *Binge Viewing: TV's Lost Weekends*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <http://www.wsj.com/articles/SB10001424052702303740704577521300806686174>

Thoër, C., Millerand, F., Vrignaud, C., Duque, N., Gaudet, J. (2015). « *Sur le web, je regarde des vidéos, des séries et des émissions* »: catégorisation et sélection des contenus de divertissement visionnés en ligne par les jeunes de 12 à 25 ans. [Document non publié]. Université du Québec à Montréal.

Töscher, A. et Jahrer, M. (2009). *The BigChaos Solution to the Netix Grand Prize*. Récupéré le 10 mars 2016 de http://www.netflixprize.com/assets/GrandPrize2009_BPC_BigChaos.pdf

Wikipédia (2015a). *Binge watching*. Récupéré le 8 décembre 2015 de <https://en.wikipedia.org/wiki/Binge-watching>

Wikipédia (2015b). *Arrested Development*. Récupéré le 8 décembre 2015 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Arrested_Development_\(TV_series\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Arrested_Development_(TV_series))

Wikipédia (2015c). *Programming constructs*. Récupéré le 18 décembre 2015 de https://en.wikipedia.org/wiki/Category:Programming_constructs

Wikipédia (2015d). *Method*. Récupéré le 18 décembre 2015 de [https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_\(informatique\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9thode_(informatique))

Wikipédia (2015e). *Block*. Récupéré le 18 décembre 2015 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Block_\(programming\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Block_(programming))

Wikipédia (2015f). *Procedural programming*. Récupéré le 18 décembre 2015 de https://en.wikipedia.org/wiki/Procedural_programming

Wikipédia (2015g). *Class*. Récupéré le 18 décembre 2015 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Class_\(computer_programming\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Class_(computer_programming))

Wikipédia (2015h). *Dynamic-link library*. Récupéré le 18 décembre 2015 de <https://pt.wikipedia.org/wiki/DLL>

Wikipédia (2015i). *Application programming interface*. Récupéré le 18 décembre 2015 de https://en.wikipedia.org/wiki/Application_programming_interface

- Wikipédia (2015j). *Executable*. Récupéré le 18 décembre 2015 de <https://en.wikipedia.org/wiki/Executable>
- Wikipédia (2015l). *Plateforme*. Récupéré le 18 décembre 2015 de <https://fr.wikipedia.org/wiki/Plate-forme>
- Wikipédia (31 janvier 2016). *Feature*. Récupéré le 20 avril 2016 de [https://en.wikipedia.org/wiki/Feature_\(machine_learning\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Feature_(machine_learning))
- Wikipédia (4 mars 2016). *Test A/B*. Récupéré le 21 avril 2016 de https://fr.wikipedia.org/wiki/Test_A/B
- Wikipédia (18 avril 2016). *Métadonnée*. Récupéré le 28 avril 2016 de <https://fr.wikipedia.org/wiki/M%C3%A9tadonn%C3%A9e>
- Wikipédia (6 juin 2016). *Root Mean Square Deviation*. Récupéré le 28 avril 2016 de https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square_deviation
- Woolgar, S. (1991). Configuring the user: the case of usability trials. Dans S. Law (dir.), *A Sociology of Monsters: Essays on Power, Technology and Domination*, 57-99. [Document électronique] : Academia. London: Routledge.
- Zhou, Y., Wilkinson, D., Schreiber, R. et Pan, R. (2008). Large-Scale Parallel Collaborative Filtering for the Netflix Prize. Proceedings of the 4th international conference on Algorithmic Aspects in Information and Management (p. 337-348). Shanghai, China : Springer-Verlag